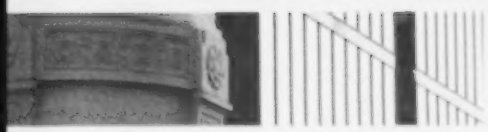
BANK OF CANADA
BANQUE DU CANADA

Bank of Canada Review

Summer 2013

Special Issue:
Tools for Current Analysis



Articles

Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada 1
Don Coletti and Sharon Kozicki

CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP 3
André Binette and Jae Chang

The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations 13
Eleonora Granziera, Corinne Luu and Pierre St-Amant

Monitoring Short-Term Economic Developments in Foreign Economies 22
Russell Barnett and Pierre Guérin

Big Data Analysis: The Next Frontier 32
Nii Ayi Armah

Members of the Editorial Board

Chair: Allan Crawford

David Beers
Paul Chilcott
Don Coletti
Agathe Côté
Donna Howard
Sharon Kozicki
Timothy Lane
Tiff Macklem
Ron Morrow
John Murray
Sheila Niven
Lawrence Schembri
Evan Siddall
Ianthi Vayid
Richard Wall
Carolyn Wilkins
David Wolf

Editor: Alison Arnot

The *Bank of Canada Review* is published four times a year. Articles undergo a thorough review process. The views expressed in the articles are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the Bank.

The contents of the *Review* may be reproduced or quoted, provided that the publication, with its date, is specifically cited as the source.

For further information, contact:

Public Information
Communications Department
Bank of Canada
Ottawa, Ontario, Canada K1A 0G9

Telephone: **613 782-8111**; **1 800 303-1282** (toll free in North America)
Email: **info@bankofcanada.ca**
Website: **bankofcanada.ca**

ISSN 1483-8303
© Bank of Canada 2013

Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada

Don Coletti, International Economic Analysis, and
Sharon Kozicki, Canadian Economic Analysis

Monetary policy decisions draw on analysis from a variety of perspectives. The type and frequency of the analysis range from evaluations of financial conditions and new economic data, which may be done on a daily basis, to the Bank of Canada's medium-term economic projection, which staff update on a quarterly basis, to the Bank's estimates of potential output growth, which are typically revisited annually. The information underlying such analysis includes data published by Statistics Canada and other agencies, surveys conducted by the Bank and other institutions, assessments of regional and industry conditions based on media reports, as well as the intelligence received from meetings with business and government representatives.

The focus of this special issue of the *Bank of Canada Review* is on *current analysis*, which is the process of collecting and analyzing a broad spectrum of information to form a view of current economic activity. This type of analysis includes the *monitoring* of key indicators of macroeconomic conditions, including real gross domestic product (GDP) and its components. The term "monitoring" refers to staff short-term forecasts of economic activity that focus primarily on the two quarters of activity following the most recently published data.[1] The outputs of statistical models using information on economic indicators are combined with judgment, which may include, for example, estimates of the economic impact of special factors, such as large weather events or work stoppages, that may result in temporary disruptions to production or shift activity between quarters.[2]

There are a number of data-related challenges to producing frequent, timely forecasts. Analysts must deal with data that can be volatile and noisy, that are published at different frequencies (daily, weekly, monthly or

1 Since data are published with a lag, the term "backcasting" is often used to refer to predictions of activity for the previous quarter, while "nowcasting" refers to predictions of activity for the current quarter.

2 A key input into the monetary policy decision-making process is a quarterly projection of the global and Canadian economic conditions over a three-year horizon. The staff economic projection combines the monitoring for the short-term outlook (i.e., current analysis) with the longer-run predictions of structural macro models of the Canadian and global economies, and incorporates the staff's best judgment on various issues. The Canadian projection model traces the link from the policy rate to inflation, and is used to predict the consequences of various economic developments or "shocks" for the Canadian economy. (See T. Macklem, "Information and Analysis for Monetary Policy: Coming to a Decision," *Bank of Canada Review* (Summer 2002): 11–18.)

quarterly) or at different times during the year—with varying lags relative to the period over which the measures were taken—and that may be subsequently revised. These challenges motivate the use of multiple approaches, including various statistical techniques that draw on different information.

This special issue begins with a presentation of a new state-of-the-art indicator model for quarterly Canadian real GDP that provides a data-intensive, judgment-free approach to short-term forecasting. In "CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP," André Binette and Jae Chang describe a model designed to address many of the challenges to producing forecasts. Canada's Short-Term Indicator model can provide a timely update to short-term forecasts each time new data on one of the indicators become available or when historical data are revised. The model's forecast accuracy is encouraging, and the Bank considers it an informative input to the staff monitoring of growth in real GDP.

As noted in the first article, current analysis does not rely only on the predictions of a single model. Analysts combine the results of several models with their own judgment when making forecasts. In the second article, "The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations," Eleonora Granziera, Corinne Luu and Pierre St-Amant present the key findings of a recent research project that assessed the potential of combining the forecasts from different models (that is, taking a weighted average of models) to improve the accuracy and robustness of forecasts. Consistent with results in the academic literature, the authors find that averaging forecasts from several different models generally improves forecast accuracy. In addition, the authors find that unequal weighting of forecasts based on the past forecast performance of models tends to improve accuracy relative to an equal-weighted combination.

The choice of approach for current analysis is the focus of the third article, as well. In "Monitoring Short-Term Economic Developments in Foreign Economies," Russell Barnett and Pierre Guérin review the approaches used at the Bank of Canada for monitoring several key foreign economies—the United States, the euro area, Japan and China—and highlight how the specific challenges posed by policy needs and data availability influenced the respective modelling choices. As with the Canadian economy, the monitoring of foreign economies combines forecasts from different models with judgment to incorporate information not directly reflected in the most recent indicators.

In the final article in this special issue—"Big Data Analysis: The Next Frontier"—Nii Ayi Armah describes possible new, complementary sources of information for current analysis. With advances in technology, vast amounts of digital data are now available from business transactions, social media and networked computers. The combination of all of these data is called "big data." The availability of big data and the tools developed to analyze it could have a large impact on current analysis. Since this information is generally available on a more timely basis than traditional data, it may provide new insights into economic activity. However, several challenges related to methodological constraints, accessibility and privacy concerns limit the potential of big data, and the development of analytical tools for use with big data is still in its infancy.

CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP

André Binette and Jae Chang, Canadian Economic Analysis

- The formulation of monetary policy requires central banks to assess the current state of the economy in a timely fashion. A variety of tools can be used to conduct this current analysis.
- Forecasting short-term growth in real GDP is a challenging task, given the wide range of potentially useful economic indicators and delays in the availability of data. Factor models offer a way to summarize the predictive content of many indicators without abandoning useful explanatory information in any of the series.
- Canada's Short-Term Indicator (CSI) is a new state-of-the-art indicator model for Canada that exploits the information content of 32 indicators to produce daily updates of real GDP growth forecasts for the two quarters following the latest release of official data.
- Although the forecast accuracy of this new model is encouraging, current analysis should not rely mechanically on predictions from a single model. Indeed, the Bank of Canada uses a wide range of models and information sources, as well as expert judgment, in producing its short-term forecasts.

The formulation of monetary policy relies, in part, on analysis of a variety of information about current economic conditions. Through current analysis,[1] economists try to understand and gauge the implications of the most recent economic conditions, including the impact of unpredictable events, such as natural disasters and work stoppages. Consequently, timely and accurate data are important for current analysis, since a clear understanding of current events is critical to better predict future developments. This in turn allows for the appropriate monetary policy response, given the forward-looking nature of the monetary policy approach.

The well-known maxim, "We need to know where we have been to know where we are going," highlights the value of short-term forecasting and early assessment, which are key facets of current analysis. To guide its monetary policy actions, the Bank of Canada devotes considerable time and

1 Current analysis is the process of collecting and analyzing a large amount of current information. This process is essential for monitoring and predicting short-term economic activity (see Coletti and Kozicki in this issue). Throughout this article, the terms "monitoring" and "short-term forecasting" are used interchangeably.

The *Bank of Canada Review* is published four times a year. Articles undergo a thorough review process. The views expressed in the articles are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the Bank. The contents of the *Review* may be reproduced or quoted, provided that the publication, with its date, is specifically cited as the source.

resources to monitoring and predicting short-term economic activity, as measured by real gross domestic product (GDP), and inflation. The Bank is continually developing new tools to improve its ability to predict economic developments over the short term, which is typically two quarters after the latest release of official GDP data.

The Bank of Canada is continually developing new tools to improve its ability to predict economic developments over the short term

Forecasting short-term growth in real GDP presents a number of challenges. Economists have a large number of data series at their disposal, ranging from National Accounts data to credit aggregates. From this profusion of data, they must extract the right information. As well, many indicators are published with lags, some of which are as long as two months. Economists need to find the best way to address the problems caused by these delays in the publication and revision of data. Another challenge is to develop tools that can use series with different frequencies, since data are published at daily, weekly, monthly or quarterly frequencies. The high-frequency data could provide useful information; for example, if economists consider quarterly data only, other information available over the course of the quarter, such as daily data on stock market indexes, could be lost. Another challenge involves truncated series resulting largely from redefinitions of variables.

The statistical agencies that produce these data face a trade-off between timeliness and the accuracy of the initial release. A lack of both timely and accurate economic data can lead to inaccurate conclusions about the state of the economy. Taken together, these challenges make current analysis a complex process. This article focuses on the forecasting aspect of current analysis and describes a recently developed state-of-the-art indicator model for tracking short-term growth in Canadian real GDP. This model can accommodate most challenges in current analysis at the same time and can complement other information, since the Bank uses a wide range of models and information sources as well as expert judgment in producing its short-term forecasts.[2]

The Bank uses a wide range of models and information sources as well as expert judgment in producing its short-term forecasts

Factor Models as Tools for Monitoring Economic Developments

Several statistical tools assist Bank staff in monitoring short-term economic developments. These tools are often econometric models, which are simplified mathematical approximations of a complicated and evolving reality. The variables included in these models are based on economic theory, and statistical techniques are used to identify relationships among them.

Research has demonstrated the potential of factor models to address the main challenge of current analysis—extracting useful information from abundant data on multiple indicators. Factor models describe the relationship among observed correlated variables in terms of a few unobserved variables, called factors. The premise of these models is that the factors explain the variation and common movement in a large number of observed variables. For example, movements in real GDP are correlated with changes in other measured variables such as employment and consumer confidence. Factor models formalize the idea that the true business cycle is not directly observed and is best measured by estimating the common movements of various economic time series (Burns and Mitchell 1946; Lucas 1977) (Box 1). By uncovering the underlying common movements, information from a variety of indicators can be used to forecast growth in real GDP.

Research has demonstrated the potential of factor models to extract useful information from abundant data on multiple indicators

2 Granziera, Luu and St-Amant (this issue) find that combining forecasts from different models generally improves forecast accuracy when compared with various benchmarks.

Box 1

Factor Models: Specification and Estimation

In general, factor models can be specified as:

$$x_{it} = \lambda_i f_t + e_{it},$$

where

$$f_t = \sum_{j=0}^{q} \varphi_j f_{t-j} + u_t.$$

x_{it} is one of N observed variables in the model and t represents the time period. Each variable $\{x_{it}\}_{i=1}^{N}$ is assumed to depend on a latent (unobserved) factor, f_t, and an idiosyncratic component, e_{it}. The term $\lambda_i f_t$ is the common component underlying x_{it}, with λ_i being the corresponding factor loading for variable i. The factor loading can be defined as the marginal effect of the unobserved factor f_t on x_{it}. All idiosyncratic components are assumed to be uncorrelated with each other and also uncorrelated with the unobserved common component. The factor f_t is assumed to follow a covariance-stationary autoregressive process. If f_t were known, parameter estimates of λ_i and φ_j could be obtained from regression analysis. Unfortunately, f_t, λ_i and φ_j are all unknown. The only known elements in the above system of equations are the observed data in $\{x_{it}\}_{i=1}^{N}$.

Since both λ_i and f_t are unobserved, the factor model is not identified, in the sense that some restrictions have to be imposed in order to estimate the model. For a relatively small number of variables, and assuming that residuals are normally distributed, maximum likelihood and the Kalman filter can be used to obtain estimates of the factor loadings and the common factor (Stock and Watson 1991; Kalman 1960). An alternative methodology for estimating the common latent factor is principal-component analysis (PCA), created in 1901 by British mathematician Karl Pearson (Pearson 1901). Empirical evidence suggests that, for purely predictive purposes on a given data set, factor models estimated by the Kalman filter generally have a similar performance to those estimated by PCA (Boivin and Ng 2005).

Employing these models to uncover useful patterns is called factor analysis, which was first developed in 1904 by the British psychologist Charles Spearman in the field of intelligence research (Spearman 1904). Spearman theorized that seemingly disparate cognitive test scores could be explained by a single general intelligence factor. Geweke (1977) and Sargent and Sims (1977) were among the earliest researchers to model economic time series with factor models.

Factor models offer a way to summarize the predictive content of many indicators without abandoning the relevant information in any of the series. If all indicators at a given point in time move together, the model will easily discover the general upward or downward trend in the series. When many indicators move in different directions and there is no obvious upward or downward trend, the conflicting signals are resolved by a weighted average, with series that are more informative (based on historical correlations) receiving more weight than less-informative series. Essentially, more-volatile series are often given less weight.

Canada's Short-Term Indicator Model

The Bank of Canada's factor model—Canada's Short-Term Indicator, or CSI—closely follows the approach of Camacho and Perez-Quiros (2010), which accommodates missing observations resulting from delays in the release of data, as well as data samples that represent short time spans, monthly and quarterly indicators (mixed frequencies), and different transformations of the data (monthly, quarterly and year-over-year growth rates). In addition, Camacho and Perez-Quiros (2010) include a way to deal with multiple GDP releases, which allows the information in the monthly real GDP figures for Canada to be exploited. The model is self-contained, since

it makes internal predictions for each indicator, enabling assessment of the impact of each new data release on the model's forecast of real GDP growth.

Forecasting with CSI follows three important steps: (i) collect information for a wide variety of economic indicators;[3] (ii) conduct a complete evaluation of the available information (at this stage, CSI analyzes the indicators and determines weights to assign to each of them); and (iii) calculate the common component and the forecast of real GDP growth.

Main features of CSI

CSI is a monthly, dynamic, single-factor model built on the principle that any series can be divided into two components: a component that is common to all variables in the model and an idiosyncratic component. All indicators in CSI are projected based on a common component and on their own individual dynamics, as described by autoregressive (AR) processes in which the current values of the indicators are explained by using only their past values. The empirical analysis uses data available from 1982 through to 2012.

CSI is built on the principle that any series can be divided into two components: a component that is common to all variables in the model and an idiosyncratic component

Although CSI is a monthly model, its indicators include quarterly variables. The model simply considers these variables to be monthly series with missing observations. The quarterly indicators are linked to the monthly factor using a mathematical relationship that expresses quarterly growth rates as monthly growth rates in both the current quarter (the quarter being measured) and the previous quarter (Statistics Canada 2011).[4] This relationship implies that about 66 per cent of the quarterly growth rate of a series is known after the release of the first month of a given quarter, and about 90 per cent is known after two months.

Unlike statistical agencies in the United States and some other countries, which publish preliminary and advance estimates of quarterly real GDP, Statistics Canada provides monthly GDP figures for Canada. Monthly and quarterly real GDP series are not conceptually identical: monthly figures are published at basic prices, while quarterly real GDP is expressed at market prices, which include net taxes on products. Notwithstanding the conceptual difference, the growth rates of the two measures of real GDP often exhibit a similar dynamic at a quarterly frequency. Consequently, it is assumed that, after the first and second month of the quarter, information on monthly real GDP reflects early estimates of quarterly real GDP at market prices. Thus, this key monthly indicator is treated in the same way that preliminary and advance estimates of quarterly GDP are dealt with by researchers using data for other countries. As noted in Camacho and Perez-Quiros (2010), these early estimates of GDP are incomplete and the difference between them and the final quarterly release is unpredictable.

CSI indicators

While factor models, in theory, could process the information content of a very large number of indicators, Boivin and Ng (2006) show that larger data sets do not necessarily generate more-accurate forecasts in empirical applications. The choice of indicators used in CSI has therefore been guided

3 Armah (this issue) discusses the rapid growth in the number of potential indicators resulting from the development of information technology.

4 The first month of the current quarter has the largest impact, with a weight of 1; the previous month and the following month have the next-largest impact (weight = 2/3); and the last month of the current quarter and the second month of the previous quarter have the least impact (weight = 1/3).

by the following criteria: (i) the variables should be directly related to the Canadian economy; and (ii) forecasts over the past decade should be more accurate than simple benchmarks found in the literature.[5]

The current specification of CSI includes 32 indicators, most of which are well-known statistics for Canada

Over time, Bank staff have evaluated the ability of various indicators to predict the growth rate of real GDP. The current specification of CSI includes 32 indicators (**Appendix 1**),[6] most of which are well-known statistics for Canada, such as total hours worked (from the Labour Force Survey), retail trade and housing starts. Other indicators include soft information (such as consumer confidence), financial data and international variables. U.S. data series and the global purchasing managers' index (PMI) for manufacturing are used to proxy foreign demand for Canadian exports.[7] As previously mentioned, after the first and second month, monthly GDP information provides early estimates of quarterly GDP. A quarterly momentum indicator related to monthly GDP is also incorporated in the model to capture the early dynamic of a new quarter.[8] The addition of timely soft information and financial indicators gives the model early information about the quarter of interest and potentially improves forecast accuracy.[9]

CSI performance

CSI explains about 75 per cent of the variation in the quarterly growth rate of real GDP over the 1982–2012 period

CSI is based on the premise that common movements (i.e., the common factor) that affect all indicators are linked to the business cycle, as measured by growth in real GDP. The common factor should therefore have a profile similar to GDP growth. In fact, the model performs relatively well, since it explains about 75 per cent of the variation in the quarterly growth rate of real GDP over the 1982–2012 period (**Chart 1**).

The estimation results (factor loadings) also suggest that all of the indicators retained in the model exhibit a positive correlation with the common factor.[10] Nevertheless, the strength of the correlation varies among indicators (**Chart 2**). As expected, the momentum indicator, as well as early estimates of GDP and quarterly GDP, present the strongest relationships with the common factor and therefore have the greatest impact on the model's forecast. For monthly variables, the link with the common factor varies by the type of indicator (hard, soft or financial). Most of the variables with above-average correlation are standard statistics (hard indicators), with the exception of the global PMI for manufacturing. While 15 monthly indicators have a below-average relationship with the common factor, 8 of them are timely, with very short publication lags. These indicators have been included in an attempt to improve the forecast performance early in the forecast cycle.

---

5 Forecasts generated by an AR model and the unconditional mean of the series are the benchmarks against which we have compared CSI forecasts.

6 We initially considered about 50 indicators and retained in the model only the indicators that provide information not available in other series.

7 Morel (2012) presents a measure of foreign activity that tracks historical export data relatively well. The measure includes U.S. consumption, U.S. residential investment, U.S. business investment and foreign GDP outside of the United States. As proxies for U.S. activity, CSI uses U.S. retail sales, U.S. car sales, U.S. housing starts and U.S. industrial production.

8 The momentum indicator is a quarterly series that exploits monthly GDP information from the last two months of the previous quarter to assess the vigour of economic activity at the start of a new quarter. The unpublished months of the momentum indicator and the early estimates are currently forecast with a moving average of the growth rate from the previous three months.

9 Most indicators are included in a difference-of-log format (growth rate), while some are incorporated in log-level format. The data transformations ensure that all indicators used in the model are stationary series and provide the best forecasting performance beyond the sample period.

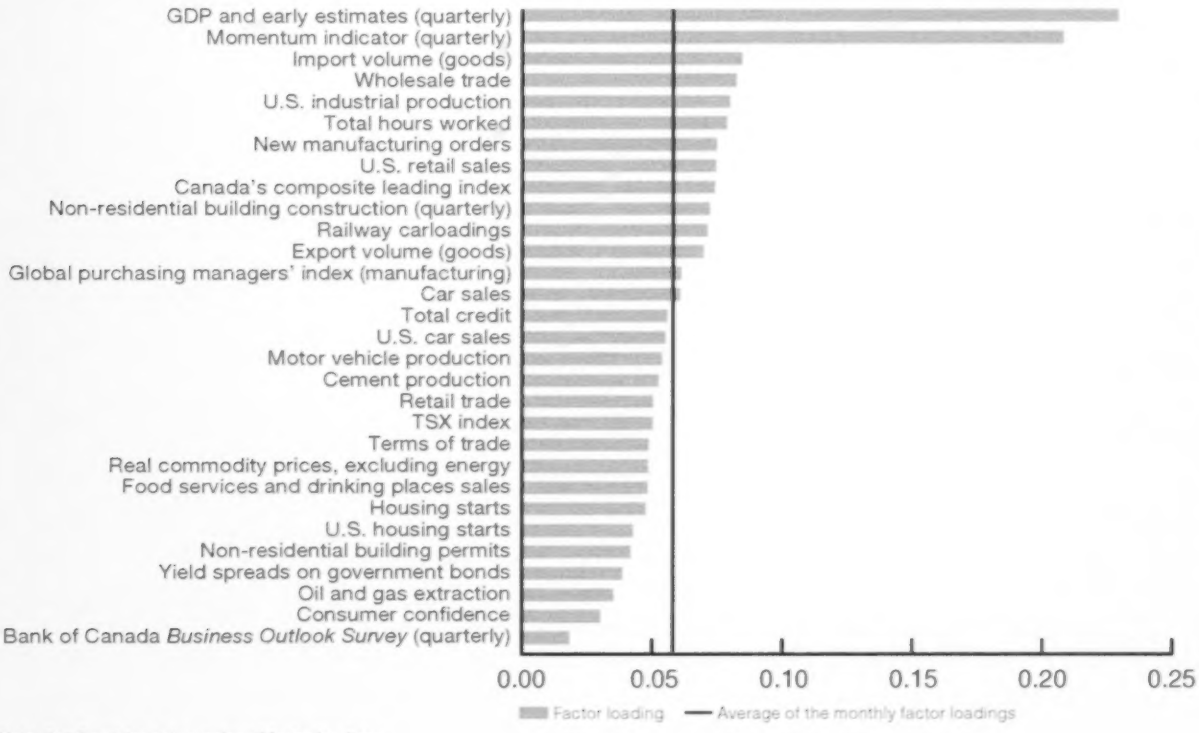
10 A factor loading measures the change in an observed variable following a one-unit change in the common factor.

Chart 1: Quarterly growth in real GDP and the common factor

Quarter-over-quarter growth, at annual rates

Sources: Statistics Canada and Bank of Canada calculations Last observation: 2012Q4

Chart 2: CSI factor loadings

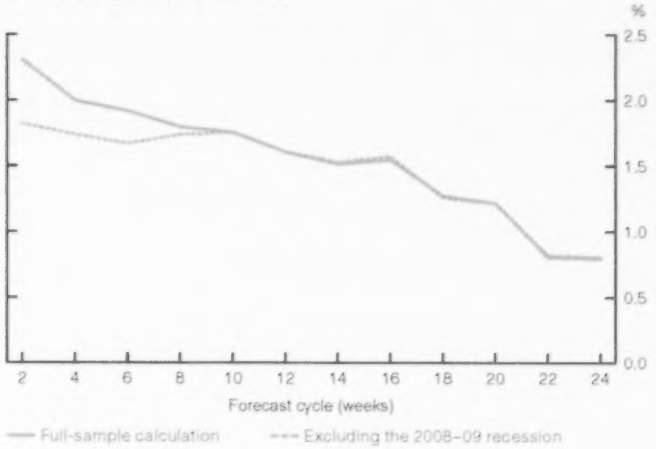


Note: See Box 1 for a discussion of factor loadings.
Source: Bank of Canada calculations

To assess the performance of CSI beyond the sample period, a quasi-real-time exercise is performed in which the model uses only the information available at the time that it makes its predictions. This approach mimics the actual conditions faced by analysts at the Bank. The exercise is conducted in quasi-real time, since the original unrevised data are not available for

Chart 3: **Root-mean-square prediction errors, 2000Q1–2012Q4**

Quarter over quarter, at annual rates



Source: Bank of Canada calculations

all the indicators.[11] The model's performance is assessed 12 times over the forecast cycle. For a given quarter, the cycle covers six months, representing a prediction every two weeks. For example, the initial forecast for the fourth quarter of 2012 was made in early September 2012, while the last prediction was made in the second half of February 2013 (i.e., just before the release of real GDP growth for the fourth quarter).[12]

Overall, the CSI model performs as anticipated, with accuracy increasing as more information becomes available

Overall, the CSI model performs as anticipated. The initial forecasts are not very accurate, with root-mean-square prediction errors (RMSPEs) above 2 per cent (Chart 3), in part, because of the model's inability to predict the severe economic downturn in 2008–09. The accuracy of CSI increases, however, as more information becomes available, and significant improvements occur in weeks 18 and 22 with the release of the monthly GDP data for the first two months of the quarter (early estimates). This should come as no surprise, since GDP at basic prices and GDP at market prices are highly correlated at the quarterly frequency, despite the small conceptual difference.

Another insightful measure of performance is the model's forecast memory, which is the ratio of the RMSPE to the standard deviation of quarterly GDP growth. When this ratio is above one, model forecasts are less accurate than a simple forecast that assumes GDP growth will equal the average of the series (i.e., the unconditional mean). Thus, the forecast memory indicates the horizon at which the indicators provide useful signals. As Chart 4 shows, CSI provides valuable information above the unconditional mean as early as one month before the start of the quarter under consideration. For example, forecasts made by CSI in September (weeks 2 and 4) for the fourth quarter of a given year are, on average, more accurate than a forecast based on the unconditional mean of real GDP growth.

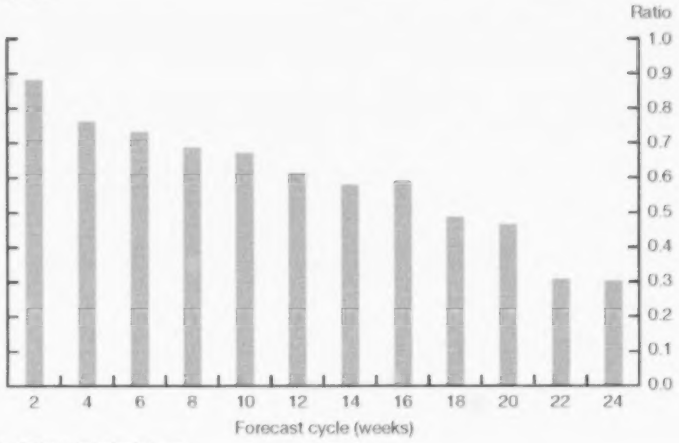
While forecast precision is important, the direction of a prediction is also crucial. The "hit ratio" indicates how often a model correctly predicts an increase or a decrease in the growth rate of any series. Although the CSI

11 Although real-time data would provide a better sense of the model's performance, this type of analysis is left for future work.

12 The first four weeks of the forecast cycle (i.e., before the start of the quarter being considered) are often called the forecasting period. Predictions made during the quarter (weeks 5 to 16) are referred to as "nowcasting," while those made after the end of the quarter (but before the quarterly data are released) are called "backcasting."

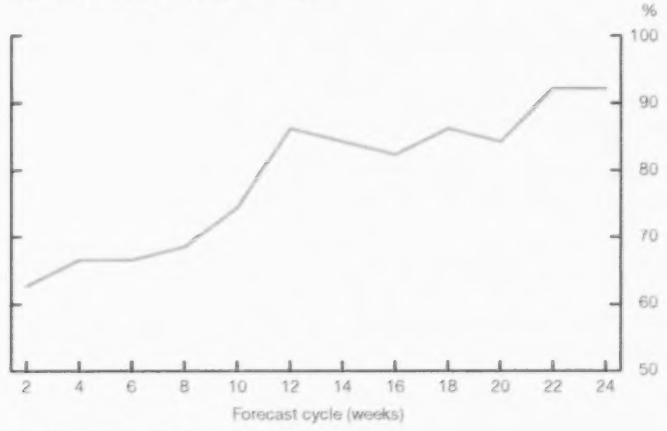
Chart 4: **Forecast memory of CSI, 2000Q1–2012Q4**

Ratio of the root-mean-square prediction error to the standard deviation of quarterly GDP growth



Source: Bank of Canada calculations

Chart 5: **Hit ratio of CSI, 2000Q1–2012Q4**



Source: Bank of Canada calculations

forecasts are not very accurate early in the forecasting cycle (Chart 3), their direction is correct more than 60 per cent of the time (Chart 5). Furthermore, as more data become available during the forecast cycle, CSI correctly predicts an increase or a decrease in real GDP growth with a hit ratio of about 90 per cent.

Conclusion

The main objective of CSI is to offer a data-intensive, judgment-free approach to short-term forecasting. CSI provides a way to extract information more systematically from some indicators that had been previously used with judgment to forecast GDP. A factor model can process a large number of indicators and, as implemented in CSI, is able to produce a new prediction of real GDP growth almost immediately following the latest release of data for an indicator. While these results are encouraging, current analysis should not rely mechanically on predictions from a single model. The Bank of Canada uses a wide range of models and information sources, as well as expert judgment, in producing its short-term forecasts. As such,

CSI is considered to be a good complement to other forecasting tools, providing valuable information about the direction of economic growth during the current quarter and the next. Further assessment of its real-time performance is needed, however, to better ascertain the model's full potential.

Appendix 1

CSI Indicators

Indicator	Source[a]	Frequency
1. Early estimate 1 (first month of GDP)†	STC	Quarterly
2. Early estimate 2 (second month of GDP)†	STC	Quarterly
3. Quarterly GDP†	STC	Quarterly
4. Momentum indicator†	STC	Quarterly
5. U.S. industrial production†	FED	Monthly
6. Total hours worked (Labour Force Survey)†	STC	Monthly
7. Canada's composite leading index†	STC and MLI	Monthly
8. U.S. retail sales†	USCB	Monthly
9. Global purchasing managers' index (manufacturing)††	J.P. Morgan	Monthly
10. Real commodity prices, excluding energy prices†††	BoC	Monthly
11. Terms of trade†	STC	Monthly
12. TSX index†††	STC	Monthly
13. Wholesale trade†	STC	Monthly
14. Consumer confidence††	CBoC	Monthly
15. Car sales†	STC	Monthly
16. Import volume (goods)†	STC	Monthly
17. Export volume (goods)†	STC	Monthly
18. Retail trade†	STC	Monthly
19. New manufacturing orders†	STC	Monthly
20. U.S. car sales†	WA	Monthly
21. Food services and drinking places sales†	STC	Monthly
22. Oil and gas extraction†	STC	Monthly
23. Bank of Canada *Business Outlook Survey*†† (average balance of opinion on past sales growth, future sales growth, investment in machinery and equipment, and output price pressures; some or significant difficulty in meeting demand; and labour shortages)	BoC	Quarterly
24. Railway carloadings†	STC	Monthly
25. Housing starts†	CMHC	Monthly
26. U.S. housing starts†	USCB	Monthly
27. Motor vehicle production†	WA	Monthly
28. Cement production†	STC	Monthly
29. Non-residential building construction†	STC	Quarterly
30. Total credit (household and business)†††	BoC	Monthly
31. Non-residential building permits†	STC	Monthly
32. Yield spreads on government bonds††† (Government of Canada bond yields: yield of a 5–year bond minus the yield of a 3-month treasury bill)	STC	Monthly

† Hard indicator †† Soft indicator ††† Financial indicator

a. The indicators used in Canada's Short-Term Indicator (CSI) model are taken from the following sources: Statistics Canada (STC), Bank of Canada (BoC), Canada Mortgage and Housing Corporation (CMHC), Conference Board of Canada (CBoC), Macdonald-Laurier Institute (MLI), WardsAuto (WA), United States Census Bureau (USCB), Board of Governors of the Federal Reserve System (FED) and J.P. Morgan.

Literature Cited

Armah, N. A. 2013. "Big Data Analysis: The Next Frontier." *Bank of Canada Review* (Summer): 32–39.

Boivin, J. and S. Ng. 2005. "Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts." *International Journal of Central Banking* 1 (3): 117–51.

———. 2006. "Are More Data Always Better for Factor Analysis?" *Journal of Econometrics* 132 (1): 169–94.

Burns, A. F. and W. C. Mitchell. 1946. *Measuring Business Cycles*. Cambridge, MA: National Bureau of Economic Research.

Camacho, M. and G. Perez-Quiros. 2010. "Introducing the Euro-Sting: Short-Term Indicator of Euro Area Growth." *Journal of Applied Econometrics* 25 (4): 663–94.

Coletti, D. and S. Kozicki. 2013. "Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada." *Bank of Canada Review* (Summer): 1–2.

Geweke, J. 1977. "The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series Models." In *Latent Variables in Socioeconomic Models*, 365–83. Edited by D. Aigner and A. Goldberger. Amsterdam: North Holland.

Granziera, E., C. Luu and P. St-Amant. 2013. "The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations." *Bank of Canada Review* (Summer): 13–21.

Kalman, R. E. 1960. "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems." *Journal of Basic Engineering* 82 (1): 35–45.

Lucas, R. E. 1977. "Understanding Business Cycles." *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy* 5 (1): 7–29.

Morel, L. 2012. "A Foreign Activity Measure for Predicting Canadian Exports." Bank of Canada Discussion Paper No. 2012-1.

Pearson, K. 1901. "On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space." *Philosophical Magazine* 2 (6): 559–72.

Sargent, T. J. and C. A. Sims. 1977. "Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much A Priori Economic Theory." Federal Reserve Bank of Minneapolis Working Paper No. 55.

Spearman, C. 1904. "The Proof and Measurement of Association Between Two Things." *American Journal of Psychology* 15 (1): 72–101.

Statistics Canada. 2011. "The Relationship Between Monthly, Quarterly, and Annual Growth Rates." *Canadian Economic Observer* 24 (6), Cat. No. 11-010-X (June).

Stock, J. H. and M. W. Watson. 1991. "A Probability Model of the Coincident Economic Indicators." In *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, 63–90. Edited by K. Lahiri and G. H. Moore. Cambridge, U.K.: Cambridge University Press.

The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations

Eleonora Granziera, Corinne Luu and Pierre St-Amant, Canadian Economic Analysis

- This article examines whether, and under what circumstances, combining forecasts of real GDP from different models can improve forecast accuracy. It also considers which model-combination methods provide the best performance.
- In line with the previous literature, we find that combining forecasts from different models generally improves forecast accuracy when compared with various benchmarks.
- Unlike several previous studies, we find that assigning equal weights to each model is not always the best weighting scheme. Unequal weighting based on the past forecast performance of models tends to improve accuracy when forecasts across models are substantially different.

In conducting monetary policy, central banks need to regularly assess the current and the future state of the economy. To do this, they combine expert judgment with the results of several models, since no single model can provide the most-accurate results in all circumstances and at all forecasting horizons. For example, while some models do well at forecasting the current period, others do well at forecasting one or two quarters ahead. In addition, with the flow of new data, structural changes in the economy and the introduction of new modelling techniques, the relative usefulness of individual models tends to change over time. Economists at the Bank of Canada therefore regularly update the set of models they use in their current analysis and short-term forecasting.

Uncertainty about the appropriateness of individual models has led researchers to propose using combinations of forecasts from different models, i.e., a diversification strategy, since this strategy may produce forecasts that are less vulnerable to structural breaks and may mitigate the risk that decisions are based on the results of poorly performing models. Indeed, researchers have often found that forecasts generated by combinations of models are more accurate and more robust than those of individual models (Stock and Watson 2004).

This article presents the key findings of a recent project that assessed the potential for various combinations of models to improve the accuracy and robustness of forecasts. The project focused on models for Canadian real gross domestic product (GDP) that the Bank of Canada has used to

The *Bank of Canada Review* is published four times a year. Articles undergo a thorough review process. The views expressed in the articles are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the Bank. The contents of the *Review* may be reproduced or quoted, provided that the publication, with its date, is specifically cited as the source.

backcast (predict the previous quarter before data for that quarter are released by Statistics Canada), nowcast (predict the current period) and forecast over short horizons (typically one or two quarters ahead).[1] We first briefly describe the models and explain how these models were estimated and their forecasts produced. We then explain how forecasts were combined and present the results from those combinations.

Models: Descriptions and Forecasts

To assess the benefits of combining forecasts, this article focuses on a group of simple models, as well as more-complex forecasting tools that the Bank has used to predict quarterly growth in Canadian real GDP, measured at market prices, from Statistics Canada's National Income and Expenditure Accounts. Some of the models in our sample are built to forecast quarterly growth in real GDP over the very short term, while others are designed to produce more accurate forecasts at longer horizons, up to four quarters following the latest release of real GDP (**Table 1**). The individual predictions from these tools are combined to forecast quarter-over-quarter annualized real GDP growth over the short term (i.e., the two quarters following the release by Statistics Canada of the latest quarterly data on real GDP), as well as over slightly longer horizons (i.e., the third or fourth quarter after the latest available data).

To assess and combine the forecasts from the various models, we need to generate predictions from these models in a manner similar to how they would have been generated in practice when forecasting real GDP. The

Table 1: **Models of real GDP used in the forecast combinations**

Name	Type of model	Forecast horizon[a]	Variables used
State-Space Nowcasting (SSN) Model	Factor model	1–2 quarters	Weekly financial data and monthly data (including total hours worked, monthly real GDP and housing starts)
Bayesian Vector Autoregression (BVAR) Model	Bayesian vector autoregression model	1–4 quarters	Key Canadian and U.S. macroeconomic variables (including U.S. real GDP growth, core inflation and interest rates)
Regional Aggregate Model (RAM)	Univariate models for each region in Canada, aggregated to the national level	1–2 quarters	Provincial-level indicators (e.g., provincial economic accounts, manufacturing sales, employment and retail sales)
Supply-Side Bridge Equation (SSBE) Model	Linear univariate model	1–2 quarters	Wholesale trade, housing starts, interest rates, U.S. retail sales and U.S. personal consumption
Investment-Saving (IS) Curve Models (two models)	Linear univariate models	1–4 quarters	Global output, interest rates, exchange rates and commodity prices. One model includes consumer confidence.
Yield Curve Model (YCM)	Linear univariate model	1–4 quarters	Lagged yield curve (difference between the overnight rate and the rate for 10-year Government of Canada bonds)
Canadian Composite Leading Indicator (CLI)[b]	Linear univariate model	1–2 quarters	Based on the CLI of real activity, composed of indicators of real GDP (e.g., housing index, money supply (M1), TSE 300 stock price index and U.S. Conference Board leading indicator)
Hours Model (HM)	Linear univariate model	1–4 quarters	Based on growth in total hours worked
Autoregressive Distributed Lag (ADL) Model	Linear univariate model	1–4 quarters	Financial variables, composite leading indicator, business credit, employment and U.S. real GDP growth
Narrow Money Model (MM)	Linear univariate model	1–2 quarters	Money supply (M1+)

a. Beyond the latest release of data on real GDP growth
b. Since the project was conducted, Statistics Canada has discontinued publication of the CLI; this model has therefore been modified to incorporate a different, albeit similar, measure of activity.

1 While the Bank still uses some of these models, others have been dropped and new ones have been added.

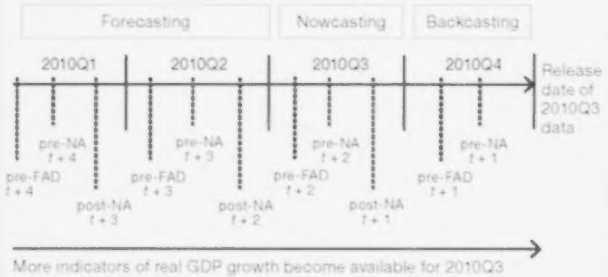
Box 1

Timeline for Real GDP Forecasts

To illustrate the timeline in our analysis, **Figure 1-A** shows the dates when forecasts were made for real GDP growth in the third quarter of 2010. The first forecast (pre-FAD $t + 4$) took place in January 2010. Owing to publication lags for the National Accounts (NA), at this time, quarterly data for real GDP were available only up until 2009Q3; consequently, this prediction for 2010Q3 is considered a four-step-ahead ($t + 4$) forecast. This forecast coincided with a major briefing provided by Bank staff to senior management before the January fixed announcement date (FAD) for a monetary policy decision. The next forecast was produced immediately before the release of real GDP data for 2009Q4 (pre-NA $t + 4$). This second forecast would therefore be at the end of February, which would still be considered a four-step-ahead forecast. Even though no new information regarding quarterly real GDP was released between the January and February forecasts, new weekly and monthly data would have become available, and therefore the forecasts for 2010Q3 may change in some models.

After the release of real GDP data for 2009Q4, the estimation period for the models was extended to include the new data and a new forecast for 2010Q3 (post-NA $t + 3$) was made, which would be a three-step-ahead forecast ($t + 3$). This process was continued until immediately before the actual release of the 2010Q3 real GDP data in November 2010. Eleven forecasts, including those preceding the first FAD, were made for each quarter. The forecast horizons ranged from four steps ahead to one step ahead.

Figure 1-A: **Timeline of forecasting the real GDP growth rate in the third quarter of 2010**[a]



pre-FAD: forecasts produced about one week before the first fixed announcement date in each quarter

pre-NA: forecasts produced immediately before the release of real GDP (also referred to as the National Accounts)

post-NA: forecasts produced immediately after a real GDP release

a. This is the timeline of the production of forecasts for 2010Q3 in this project. However, the Bank would have made forecasts for 2010Q3 much earlier based on other modelling methods, since this quarter would have been part of the longer-term projection using the Terms-of-Trade Economic Model (ToTEM) (see Coletti and Kozicki (this issue) for information on the projection process).

2011Q2 vintage of National Accounts data[2] is used for all estimations (albeit with a sample that lengthens over time), while the initial observation used to estimate each model varies depending on the model. At each point in time, predictions are produced for up to four quarters beyond the latest release of quarterly real GDP (**Box 1**). The models start to produce forecasts as early as 10.5 months before the actual release of real GDP data for the quarter of interest. A total of 11 forecasts are made: a week before the first fixed announcement date (FAD) in each quarter, as well as immediately before and immediately after the release of National Accounts (NA) data.[3] The forecasts are based on the information available up to that period (initial estimates use data up to 1999) for quarterly real GDP and for the monthly or weekly variables included in the models. When data for a new quarter are available, the models are re-estimated and the forecast cycle is repeated with forecasts produced up to 2011. The models are then evaluated by comparing these forecasts with the actual quarterly growth in real GDP (using the 2011Q2 vintage of data). Since data tend to be revised over time, this exercise should be considered a proxy for forecast accuracy in real time, and the results of this analysis should be interpreted with caution.

2 A vintage is the latest estimate for a given series at a particular time.

3 Some models produce only very short-term forecasts, i.e., the first or second quarter following the latest release of real GDP data (Table 1); they would therefore produce fewer than 11 forecasts for a given quarter.

Forecast Combinations

An initial objective of the forecast combination exercise is to assess whether and under what circumstances competing forecasts may be combined to produce a pooled forecast that performs better than the individual benchmark models. A second objective is to determine whether the relative success of combination methods changes with the forecast horizon.

To evaluate the accuracy of the forecasts (of each model as well as the combined forecasts), we use the root-mean-square prediction error (RMSPE), which measures the discrepancy between the model forecasts and the actual realizations. A lower RMSPE indicates a better performance, or, equivalently, more accurate model forecasts.

To combine forecasts, it is necessary to assign a weight to each model, and the success of the combination may depend on how these weights are assigned. There are several combination schemes with different degrees of sophistication, from simple averaging to complex methods where weights change over time.[4] This article considers the methodologies used most often in the literature, which can be distinguished according to the importance they assign to the past forecast performance of the models. Box 2 provides a technical description of these combination schemes.

The **simple-average (SA) scheme**, which weighs forecasts equally, has the major advantage of not requiring the use of statistical methods to estimate the weights, since they are determined simply by the number of models.

Box 2

Forecast Combination Schemes

The combined h-step-ahead forecast, y^C_{t+h}, is constructed as a weighted average of the N single-model forecasts:

$$y^C_{t+h} = w^1 y^1_{t+h} + w^2 y^2_{t+h} + \ldots + w^N y^N_{t+h},$$

where $y^i_{t+h}\ i = 1, \ldots N$ is the forecast from model i.

The weights are computed using forecasts up to time t and differ according to the combination scheme:

(i) Simple average: $w^i = 1/N$

(ii) Inverse RMSPE: $w^i = \frac{RMSPE_{i,t+h}^{-1}}{\sum_{j=1}^{N} RMSPE_{j,t+h}^{-1}}$, where $RMSPE_{i,t+h} = \sqrt{\frac{1}{t}\sum_{\tau=1}^{t}\left(y_{\tau+h} - y^i_{\tau+h}\right)^2}$

(iii) Inverse rank: $w^i = \frac{RANK_{i,t+h}^{-1}}{\sum_{j=1}^{N} RANK_{j,t+h}^{-1}}$, where $RANK_{i,t+h} = 1$ if model i has the lowest RMSPE up to time t;
$RANK_{i,t+h} = 2$ if model i has the second-lowest RMSPE; etc.

(iv) Least squares: weights are the ordinary least-squares coefficients estimated from

$$y_{t+h} = w^1 y^1_{t+h} + w^2 y^2_{t+h} + \ldots + w^N y^N_{t+h} + \varepsilon_{t+h}.$$

4 See Timmermann (2006) for a comprehensive review.

Several studies document the success of the SA scheme relative to more sophisticated weighting schemes, at least when forecasting beyond the current quarter (e.g., Stock and Watson 1999, 2004). The imprecision of statistical methods when estimating weights with short samples of data is cited as the reason for this phenomenon. Theoretically, the SA scheme can be shown to be the optimal combination scheme if the models included in the combination have the same predictive accuracy (as measured by the RMSPE) and the correlations between forecasts from any two models are identical (Smith and Wallis 2009).[5] Intuitively, under these conditions, taking into account the past performance of models and the correlation of forecasts across models does not compensate for the imprecision introduced by estimating the weights.

Other combination schemes weigh the models based on their past performance. In the **inverse-RMSPE (I-RMSPE) scheme**, larger weights are assigned to models that have better forecast accuracy over the forecast sample. Similarly, the **inverse-rank (I-Rank) scheme** assigns to each model a weight inversely proportional to its rank, which is based on the performance of the model over the forecast sample. These schemes do not require the estimation of the correlation between single-model forecasts and do well in practice: for example, a recent Bank of Norway study finds that the I-RMSPE methodology is superior to the simple average (Bjørnland et al. 2012).

Finally, the **least-squares weighting** scheme takes into account not only the past performance of the models but also the correlation of forecasts from different models. The weights assigned in this combination tend to be larger for more accurate forecasts that are less correlated with other forecasts. Although, theoretically, the estimated weights obtained through this method are optimal (Timmermann 2006), they may be biased, especially when the sample size is small.[6] We consider three variants of this scheme: (i) weights are unconstrained (LS); (ii) combined weights sum to one but can take negative values (LSnp); and (iii) combined weights sum to one and must be positive (LSp).

The RMSPE of each weighted combination of forecasts is assessed against that of several benchmarks. The first benchmark is a simple autoregressive (AR) model of the quarterly real GDP growth rate that forecasts future real GDP growth based only on its past values. Although this model is the most commonly used benchmark model in the literature, it is not likely to be very successful at short forecasting horizons, since it does not use higher-frequency information from monthly indicators of economic activity. The second benchmark is an AR model that forecasts quarterly real GDP at market prices based on the monthly series for real GDP at basic prices.[7] The third benchmark is a forecasting strategy in which, at each period, a researcher would select the model that has been most accurate up to that period (best ex ante) and use it to forecast the next quarter.

5 The correlations between forecasts are identical if, for example, the forecasts from model A and model B have a correlation of 0.7 and the forecasts from model A and model C as well as forecasts from model B and model C also have a correlation of 0.7.

6 When the observations available to the researcher are few, the estimates might not be precise, i.e., they might be biased.

7 Basic prices exclude taxes and subsidies on products. The two measures of real GDP are highly correlated on a quarterly basis (at 0.99 since 2007). The benchmark model forecasts the growth rate of real GDP at basic prices on a monthly basis using its own lags. It then aggregates the monthly forecasts to quarterly forecasts. The quarterly growth rate of real GDP at basic prices is taken as a forecast of the quarterly growth rate of real GDP at market prices.

Results

Table 2 shows the RMSPE for forecast horizon $h = 1, \ldots, 4$, for each benchmark model and for the most accurate combination of models. The weights assigned to the models are initially computed on the sample from the 1999Q4–2005Q1 period. The benchmarks and combinations are then evaluated, based on their RMSPEs, over the remaining quarters, from 2005Q2 to 2011Q2.

For each forecasting model and combination, the RMSPE increases with the forecast horizon. Conversely, forecasts become more accurate as the release date approaches, since more information is available.

Combined forecasts are substantially more accurate than the AR benchmark model for real GDP growth at any forecast horizon considered, and the relative performance of the best combination improves as the release date approaches.

The comparison of the best combination and the AR model based on monthly real GDP at basic prices is limited to backcasting and nowcasting, where the relative performance of the quarterly AR model was least successful. Overall, the best combination proves more accurate than the AR monthly model, with relative gains rising as the forecast horizon increases. When backcasting immediately before the release of the quarterly National Accounts, however, the simple benchmark based on monthly GDP data has a slightly lower RMSPE than the combination. This is because two out of the three monthly figures of real GDP at basic prices are available and aggregating them to the quarterly frequency provides a very accurate indicator of real GDP at market prices (see Binette and Chang in this issue).

A comparison of the RMSPE of the best ex ante model with the RMSPE from the best combination indicates that relying on a single forecasting model will typically decrease accuracy: the best model is difficult to identify in advance, and choosing only the model that has performed best up to the time of the forecast produces systematically worse results than combining models.

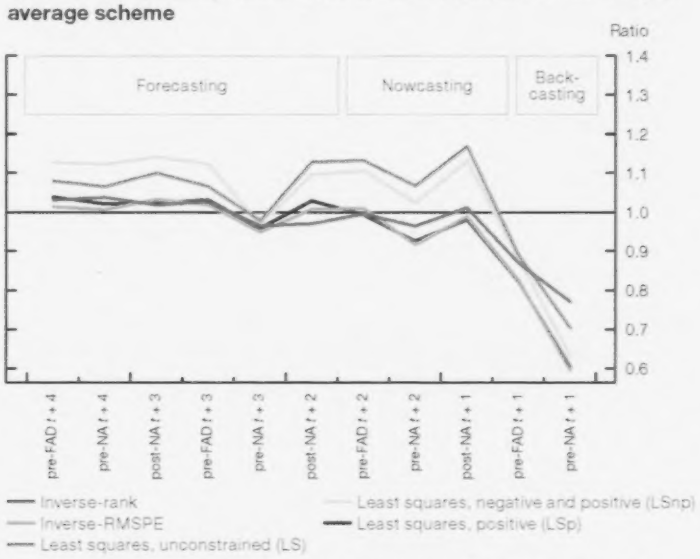
◂ *Choosing only the model that has performed best up to the time of the forecast produces systematically worse results than combining models*

Table 2: Root-mean-square prediction errors (RMSPEs) from benchmark models and combinations, 2005Q2–2011Q2

		Benchmark			Best combination[a]	
Horizon (steps ahead)	Timing of forecast	Autoregressive	Autoregressive monthly	Best ex ante	RMSPE	Scheme
$t+4$	pre-FAD	3.92		3.14	2.89	SA
$t+4$	pre-NA	3.92		3.15	2.91	SA
$t+3$	post-NA	3.92		2.96	2.75	SA
$t+3$	pre-FAD	3.60		2.89	2.62	SA
$t+3$	pre-NA	3.60		2.52	2.46	I-RMSPE
$t+2$	post-NA	3.60		2.38	2.30	I-RANK
$t+2$	pre-FAD	2.97	4.73	2.31	2.15	I-RANK, LSp
$t+2$	pre-NA	2.97	3.08	2.12	1.78	I-RMSPE
$t+1$	post-NA	2.97	1.87	2.19	1.71	LSp
$t+1$	pre-FAD	2.90	1.42	1.29	1.27	I-RSMPE, LSp
$t+1$	pre-NA	2.90	0.68	0.73	0.78	I-RMSPE

pre-FAD: forecasts produced about one week before the first fixed announcement date in a quarter
pre-NA: forecasts produced immediately before the release of real GDP (also referred to as the National Accounts)
post-NA: forecasts produced immediately after a real GDP release
a. These two columns show the results from the combination with lowest RMSPE for each horizon.

Chart 1: **Relative RMSPEs of performance-based schemes over the simple-average scheme**



pre-FAD: forecasts produced about one week before the first fixed announcement date in a quarter
pre-NA: forecasts produced immediately before the release of real GDP (also referred to as the National Accounts)
post-NA: forecasts produced immediately after a real GDP release
Source: Bank of Canada calculations

The performance of different combination schemes is now compared. Because of the documented success of the simple average, the performance-based combination methods are evaluated against the easier-to-implement SA scheme. **Chart 1** shows, for each forecast horizon, the RMSPE of each performance-based combination method relative to the RSMPE of the simple average. A number above (below) one suggests that a performance-based combination method is less (more) accurate than the SA scheme.

To begin, we focus on longer forecast horizons. In line with the previous literature, we find that the SA scheme generally performs well at longer horizons; however, the improvements in accuracy over the other combination schemes are not uniform. The increased accuracy in forecasts using a simple average compared with two of the least-squares variants is substantial (for example, the ratio of the LSnp RMSPE to the SA RMSPE is 1.14), while it is more modest with respect to other methods. This supports the finding that pooling techniques that take into account the correlation of the forecasts (i.e., LS) might be affected by small-sample estimation bias. As **Chart 1** shows, this bias is reduced by imposing the constraint that weights are positive and sum to one (LSp), or by using combination techniques that do not estimate the correlation across forecasts (I-RMSPE or I-Rank). These weighting schemes reduce the uncertainty around the estimates of the weights and can therefore improve the performance of the combination.

Performance-based weights deliver more accurate combinations than equal weights when nowcasting or backcasting

Performance-based weights deliver more accurate combinations than equal weights when nowcasting or backcasting.[8] The improvement is particularly substantial when backcasting, with the relative RMSPE plunging to 0.6 (**Chart 1**). Consistent with the previous discussion, there are significant gains from unequal weighting, because the forecast accuracy of individual models varies greatly at

8 At these shorter horizons, the improvements in accuracy obtained by allowing for performance-based weights more than compensate for the uncertainty introduced by computing the weights in the I-RMSPE or I-Rank schemes.

this horizon (with their RMSPEs ranging from 0.73 to about 2.79) and, among the models, the forecasts tend to be very different (correlation across individual models can be as low as 0.2 and as high as 0.87 for the pre-NA $t + 1$ horizon). In contrast, the optimal weights are close to equal weights for longer horizons, since the model forecasts tend to converge to the mean of real GDP growth and forecasts across models have similar correlation.[9]

Overall, the performance-based schemes that do not take into account the correlations between forecast errors, in particular, the I-RMSPE, are the most robust combination schemes across forecast horizons, since they achieve increased forecast accuracy at shorter horizons and their performance is comparable with the simple average at longer horizons.

The performance-based schemes that do not take into account the correlations between forecast errors are the most robust across forecast horizons

Conclusion

Combining forecasts from several models is more accurate than relying on a single model at all horizons. At longer horizons (three to four quarters ahead), the simple-average scheme outperforms, or does as well as, more sophisticated weighting schemes that take into account the past performance of the models. These results are in line with previous studies.

However, in contrast to much of the existing literature, combined forecasts using performance-based weights significantly increase accuracy at shorter horizons. This result occurs because the models we consider produce very different forecasts at these horizons. Some models are more accurate than others and therefore receive more weight.

Our results support the Bank's approach of using a wide range of models in a flexible manner rather than relying solely on a single model. Although the set of models the Bank uses changes over time, the finding that there are gains from combining forecasts is likely to be an enduring result.

There are certain caveats associated with our work, however. First, because some of the required real-time data were not available, our assessment of model combinations does not take into account the implications of data revisions for forecast accuracy. That is, when simulating the models, we use the 2011Q2 vintage of data rather than the data that were available at the time forecasts were made. Second, the sample we use for estimating models and assessing forecasts is small. The accumulation of progressively longer time series will help to address this limitation in future work.

9 For example, for the pre-FAD $t + 4$ horizon, the difference between the lowest and highest RMSPE is 0.20 and the correlation across model forecasts ranges from 0.87 to 0.99.

Literature Cited

Binette, A. and J. Chang. 2013. "CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP." *Bank of Canada Review* (Summer): 3–12.

Bjørnland, H. C., K. Gerdrup, A. S. Jore, C. Smith and L. A. Thorsrud. 2012. "Does Forecast Combination Improve Norges Bank Inflation Forecasts?" *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 74 (2): 163–79.

Coletti, D. and S. Kozicki. 2013. "Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada." *Bank of Canada Review* (Summer): 1–2.

Smith, J. and K. F. Wallis. 2009. "A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle." *Oxford Bulletin of Economics and Statistics* 71 (3): 331–55.

Stock, J. H. and M. W. Watson. 1999. "A Comparison of Linear and Nonlinear Univariate Models for Forecasting Macroeconomic Time Series." In *Cointegration, Causality and Forecasting: A Festschrift in Honour of Clive W. J. Granger*, 1–44. Edited by R. F. Engle and H. White. Oxford: Oxford University Press.

———. 2004. "Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set." *Journal of Forecasting* 23: 405–30.

Timmermann, A. 2006. "Forecast Combinations." *Handbook of Economic Forecasting*, 135–96. Edited by G. Elliott, C. W. J. Granger and A. Timmermann. Amsterdam: North Holland.

Monitoring Short-Term Economic Developments in Foreign Economies

Russell Barnett and Pierre Guérin, International Economic Analysis

- Assessing the economic prospects of key foreign economies—the United States, the euro area, Japan and China—is necessary because of their important direct and indirect links to the Canadian economy.
- The forecasting models constructed for each of these economies take into account the level of detail required for each region and key features of the data, such as timeliness and volatility.
- Forecasts from different models are typically combined to mitigate model uncertainty, and judgment is applied to the model forecasts to incorporate information that is not directly reflected in the most recent indicators.

Current and future developments in foreign economies can have important consequences for the conduct of domestic monetary policy in Canada because of the extensive linkages between the Canadian economy and the rest of the world through trade, commodity price, confidence and financial channels.[1] The International Economic Analysis Department at the Bank of Canada therefore carefully assesses the economic prospects of key foreign economies, specifically, the United States, the euro area, Japan and China.[2]

The Bank faces a number of challenges when building short-term forecasting models for these economies (i.e., for the current quarter and the next),[3] including the timeliness of data releases, reliance on data that may be volatile and subject to historical revisions, and the short sample periods for some variables. The level of detail required in the forecasts is another important consideration. Since the characteristics of the available data and the Bank's forecasting requirements differ across economies, a tailored

1 The importance of foreign shocks is illustrated by noting that roughly one-third of the variables used in Canada's Short-Term Indicator (CSI) model are related to foreign economic indicators, commodity prices or Canada's terms of trade (see Binette and Chang in this issue).

2 The Bank also monitors a number of other economies/regions and is currently expanding its coverage to include other major emerging markets.

3 Coletti and Kozicki (this issue) discuss the role of short-term forecasts in the Bank's economic projections. Macklem (2002) describes how economic projections, in conjunction with other Bank analysis and information, influence monetary policy decisions in Canada.

The *Bank of Canada Review* is published four times a year. Articles undergo a thorough review process. The views expressed in the articles are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the Bank. The contents of the *Review* may be reproduced or quoted, provided that the publication, with its date, is specifically cited as the source.

approach generates more-accurate forecasts. To this end, the Bank's choice of short-term forecasting models is aimed at meeting the challenges and needs for each country or region.

This article discusses the Bank's approach to assessing the short-term economic prospects of each of the four key foreign economies that it monitors closely. The influence of specific challenges on the choice of modelling approach for each economy is also highlighted. The concluding remarks suggest avenues for future work.

Monitoring the Global Economy

United States

The United States is Canada's largest trading partner, accounting for roughly 75 per cent of Canadian exports. It also plays an important role in the determination of commodity prices and financial conditions in the global economy, which can have a significant impact on the Canadian economy. Analyzing and forecasting U.S. economic conditions in detail is therefore essential, and this requirement is a key consideration in producing short-term forecasts of the U.S. economy. Unlike the other economies discussed in this article, where the primary focus is on aggregate real GDP growth and inflation, the Bank analyzes the U.S. economy on a disaggregated basis by producing individual forecasts for the major components of GDP (i.e., consumption, residential investment, business investment, inventory investment, government spending, exports and imports). This level of granularity is important, since forecasting Canadian exports is significantly improved by focusing on the components of U.S. GDP (Morel 2012). For example, the Bank's foreign activity measure, which captures the composition of foreign demand for Canadian exports, attaches a much larger weight to U.S. business and residential investment than that implied by their respective nominal shares of U.S. GDP (**Table 1**).[4]

The Bank of Canada analyzes the U.S. economy on a disaggregated basis by producing individual forecasts for the major components of GDP

Although this greater level of detail is necessary, it creates an additional challenge for Bank staff, since forecasts for individual components of GDP must also be consistent with a coherent view of overall economic conditions in the United States. To meet this challenge, the Bank uses a combination of error-correction (EC) and indicator models, as well as staff judgment,[5] to produce short-term forecasts for most components of U.S. GDP (see **Box 1** for a description of the models). The EC model, which incorporates a long-run behavioural relationship between variables, allows economic theory to help guide the short-term forecast, in particular, during the early part of any given quarter when few, if any, published monthly economic indicators are available.

Table 1: **The composition of the foreign activity measure and U.S. GDP**

	Weight in the foreign activity measure	Nominal share of GDP (2012)
U.S. consumption	0.207	0.686
U.S. residential investment	0.175	0.027
U.S. business investment	0.486	0.121

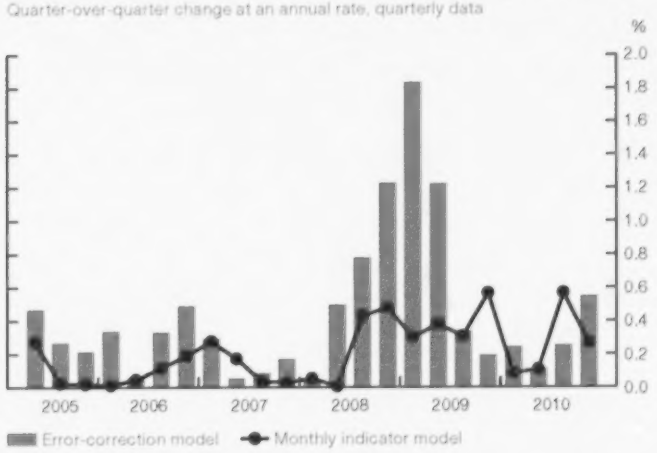
Sources: U.S. Bureau of Economic Analysis and Bank of Canada calculations

4 The foreign activity measure also assigns a weight of 13.2 per cent to foreign GDP outside the United States.

5 The relevance of judgment for macroeconomic forecasting is illustrated in Wright (2013), who finds that incorporating macroeconomic predictions from a survey of experts (i.e., judgment-based forecasts) in standard macroeconomic forecasting models yields substantial forecasting gains.

Chart 1: **Absolute forecast errors in models of U.S. personal consumption expenditures at the end of each quarter, 2005Q2–2010Q4**

Quarter-over-quarter change at an annual rate, quarterly data



Sources: U.S. Bureau of Economic Analysis and Bank of Canada calculations Last observation: 2010Q4

At the same time, the indicator models allow staff to incorporate the most recent high-frequency data that are released throughout the quarter. The short-term forecast is typically generated using a weighted average of forecasts from different models (plus judgment), with the weights updated as new information becomes available during the quarter. Recently published data are also subject to revision, which often leads staff to reassess current economic conditions to reflect this additional information (see **Box 2** on page 29 for a discussion of data revisions to selected indicators).

To illustrate, consider how the short-term forecast for U.S. personal consumption expenditures (PCE) is produced. Bank staff have found that, early in the quarter, the indicator models add little additional information relative to the EC model. Therefore, at the beginning of a quarter, the short-term PCE forecast is heavily weighted toward an EC model that captures the behavioural response of consumption to movements in income, wealth and interest rates (Gosselin and Lalonde 2005). As the quarter proceeds, however, a number of important high-frequency indicators for consumption—such as motor vehicle sales, retail trade, consumer confidence and electricity output—become available. Each of these data series feeds into at least one of the indicator models used to generate forecasts of monthly and quarterly real PCE. The forecasts from these indicator models are then assigned a weight relative to the forecast from the EC model. This weight is continually updated throughout the quarter as more monthly data become available. Eventually, to minimize forecast errors, most of the weight will be given to the monthly data and indicator models, leaving the EC model with only a small weight. **Chart 1** shows how, over the 2005Q2–2010Q4 period, the forecast errors in one of the Bank's monthly indicator models of PCE were substantially lower than those of the EC model at the end of most quarters, once all the monthly indicators were available.[6]

Each of the components of U.S. real GDP is analyzed using a similar framework, although the weights assigned to the EC and the indicator models differ across components. Once the short-term forecasts of each

6 The 2005Q2–2010Q4 period was chosen to approximate the evaluation samples in the studies cited in Table 1-A of Box 1. The root-mean-square prediction error (RMSPE) of the indicator model was a little less than half that of the EC model over the sample period.

Box 1

Short-Term Forecasting Models for Monitoring Foreign Economies

The Bank currently uses three main types of model to monitor foreign economies:

(i) Error-correction (EC) models: In an EC model, economic variables are tied together by a long-term behavioural relationship, which is based on economic theory. This long-term relationship is complemented by other indicator variables to capture shorter-term dynamics. EC models can be particularly beneficial when few monthly indicators for the current quarter are available, and over medium-term horizons when economic theory can serve as an accurate anchor for forecasting.

For example, the EC model of U.S. personal consumption expenditures includes an estimated long-term relationship between consumption (C) and human wealth (HW), real housing wealth ($HOUSING$), real financial wealth (FIN) and the real interest rate (R), where the variables are included in this relationship based on economic theory[1]:

$$lC_t^* = -2.47 + 0.74 * lHW_t + 0.09 * lHOUSING_t + 0.17 * lFIN_t - 0.40 * R_t$$

This long-term relationship is complemented with lags in consumption growth (C_{t-i}), expected growth in the desired level of consumption (C^*), movements in oil prices (OIL) and growth in real disposable income ($YPDI$) to capture some of the remaining short-run variation[2]:

$$dlC_t = \underbrace{0.34 * dlC_{t-1} + 0.11 * dlC_{t-2} + 0.55 * dlC_t^* + 0.19 * dlYPDI_t + 0.01 * dlOIL_t}_{\text{Short-term dynamics}} \underbrace{- 0.09 * (lC_{t-1} - lC_{t-1}^*)}_{\text{Error correction}}$$

The long-term relationship affects the dynamic short-term forecast through the error-correction term in the above equation. The error-correction term causes current consumption to adjust to the value suggested by the long-term relationship based on economic fundamentals.

(ii) Factor models: These models are based on the idea that the information in a large number of data series and indicators can be summarized in a few factors that describe the underlying trend in the data (see **Box 1** in Binette and Chang on page 5 of this issue).

(iii) Indicator models: These models are more parsimonious in terms of information content, since they use just a few indicators to forecast the variable of interest. For example, models based on industrial production or survey indicators such as the purchasing managers' index (PMI) are typically used to predict GDP growth. Often, the results of several indicator models are combined to form a single forecast.

(continued...)

1 For more details, see Gosselin and Lalonde (2005).

2 The EC model is estimated in log-level (l) and difference-of-log (dl) format.

Box 1 (*continued*)

Table 1-A shows the performance of factor and indicator models for predicting GDP growth in the euro area, Japan and China. Forecasts are evaluated using the root-mean-square prediction error (RMSPE) criterion relative to the RMSPE obtained from a univariate autoregressive (AR) model. As the forecasting horizon shortens, the forecasting performance of both the factor model and the indicator model frequently improves relative to the AR model. For Japan and China, the factor model exhibits a substantially lower RMSPE than the indicator model, while, for the euro area, the forecasting performance of the indicator model is similar to that of the factor model.

Table 1-A: **Forecasting GDP growth—root-mean-square prediction error relative to the autoregressive model**

Forecast horizon (months)	0	1	2	3	4	5
Factor model						
Euro area	0.58	0.74	0.80	0.79	0.94	0.98
Japan	0.37	0.57	0.81	1.28	1.47	1.12
China	0.47	0.55	0.82	0.42	0.52	0.86
Indicator model						
Euro area	0.64	0.68	0.87	0.88	0.94	0.96
Japan	0.75	0.92	1.30	1.18	1.20	1.24
China	0.81	0.82	0.87	0.90	0.90	0.95

Note: This table shows the RMSPE of a factor model and an indicator model relative to an AR model (results are from Lombardi and Maier (2010) for the euro area, Godbout and Lombardi (2012) for Japan, and Maier (2011) for China). The evaluation samples are from 2005Q2 to 2010Q1 for the euro area, 2006Q2 to 2010Q2 for Japan and 2008Q2 to 2010Q4 for China. Forecasts with horizon $h = \{0, 1, 2\}$ refer to forecasts for the current quarter, and forecasts with horizon $h = \{3, 4, 5\}$ refer to forecasts for the next quarter. The indicator is the headline composite PMI for the euro area, PMI manufacturing for Japan and the Hong Kong Monetary Authority indicator for China. Additional details on the models are provided in the respective studies.

component are produced, they are compiled to produce an aggregate GDP forecast as well as a forecast of the Canadian foreign activity measure. Although a similar approach is used for each component, it is important to note that judgment is sometimes added to complement the model's forecast. Many unexpected events occur that the models cannot capture in real time, for example, Hurricane Sandy in October 2012, the 2012 drought, and the Los Angeles and Long Beach port strikes late last year. When such events take place, analysts need to combine their judgment with the results of monitoring models to produce a more reliable short-term forecast.

Euro area

The monitoring tools developed for the euro area focus on the challenges related to the substantial lag in the publication of important "hard" indicators. Variables such as industrial production and GDP are released about 45 days following the end of the reference period (**Table 2**).[7] In comparison, the first estimates of GDP in China and the United States are released only 15 days and 30 days, respectively, after the end of the reference period. The survey data (or "soft" indicators) that are readily available at the end of the month (e.g., the purchasing managers' index (PMI)) deliver timely updates on the current business-cycle conditions and therefore receive greater weight in the monitoring of the euro area.[8]

◂ *The monitoring tools developed for the euro area focus on the challenges related to the substantial lag in the publication of important "hard" indicators*

7 The reference period is one quarter for GDP and one month for industrial production.

8 Angelini et al. (2011) also underline the importance of survey data for predicting euro-area GDP growth, owing to the timeliness of the data.

Table 2: **Publication lags for key indicators in the United States, the euro area, Japan and China**

	GDP growth				Industrial production			
	United States	Euro area	Japan	China	United States	Euro area	Japan	China
Publication lag (days)	30	45	45	15	15	45	30	10–15

Sources: U.S. Bureau of Economic Analysis; Eurostat; Cabinet Office, Government of Japan; and National Bureau of Statistics of China

The Bank's monitoring models for the euro area build on the work of Lombardi and Maier (2010), which compares the forecasting performance of dynamic factor models[9] that exploit the informational content of a wide range of variables with that of indicator models that are based solely on the composite PMI (Box 1). Lombardi and Maier find that the PMI indicator model provides better forecasting results for the growth in euro-area GDP during the Great Recession of 2008–09 than the factor model, although the latter provides better forecasts during the preceding period, from 2000 to 2007. While this comparison highlights the general value of using information from many sources, it also suggests that models based exclusively on survey data may adjust more quickly to rapidly changing economic conditions. Factor models, which summarize information across a large number of indicators (including hard indicators released with a substantial delay), may be more sluggish to react to rapidly evolving economic conditions. This observation suggests that the weights allocated to different models often require adjustment based on judgment in the face of quickly changing economic conditions.

Japan

Forecasting growth in Japanese GDP is more challenging than for the other economies under consideration, owing to the volatility of Japanese macroeconomic aggregates, large data revisions (Box 2) and the substantial shocks to the Japanese economy observed over the past few decades (see, for example, Stock and Watson (2005)). In such an environment, factor models are often considered to be useful forecasting tools, since they summarize information from a large set of indicators, thereby potentially mitigating problems related to data volatility and revisions to individual series. Godbout and Lombardi (2012) compare the forecasting performance of two factor models for Japan with that of an indicator model based on the PMI and a simple model where GDP growth depends only on its own previous values (i.e., an autoregressive (AR) model). They find that factor models provide a greater number of accurate forecasts than both the AR benchmark model and the PMI model (Box 1). Chart 2 shows that the most important explanatory factor extracted from principal-component analysis is related primarily to industrial production, real exports, survey data indicators (PMI manufacturing and its new orders subindexes), industrial activity and the Chinese PMI indicator for manufacturing output.[10] These empirical findings highlight the importance of foreign trade to the Japanese real economy and the relevance of survey data for monitoring its evolution.

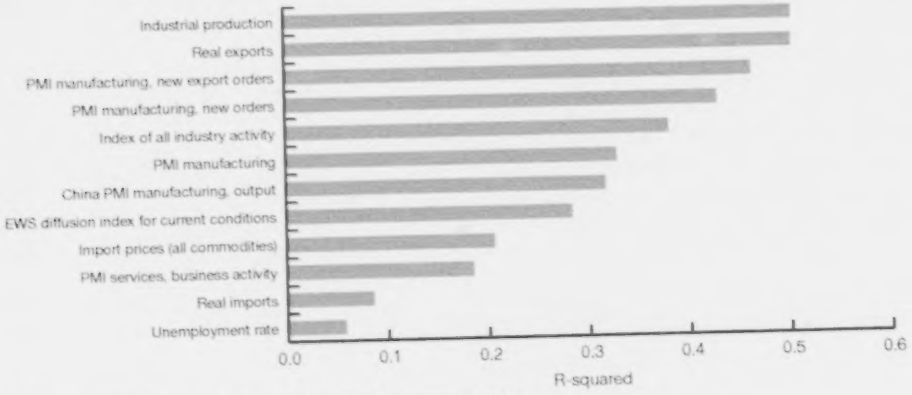
◀ *Forecasting growth in Japanese GDP is more challenging, owing to the volatility of Japanese macroeconomic aggregates, large data revisions and the substantial shocks to the Japanese economy observed over the past few decades*

9 Dynamic factor models are described in Binette and Chang (this issue).

10 The R-squared in Chart 2 indicates the relative importance of selected individual time series in explaining the variations in the factor.

Chart 2: **Relative importance of variables in forecasting growth in Japanese real GDP**

R-squared between factor and selected individual time series



Note: The estimation sample is from October 2001 to December 2010.
PMI = purchasing managers' index; EWS = Economy Watchers Survey
Source: Bank of Canada calculations

China

The swift emergence of China as a major player in the global economy has triggered the need to develop monitoring tools that address a number of challenges specific to the Chinese economy

The swift emergence of China as a major player in the global economy and, in particular, its significant influence on commodity prices (IMF 2011)[11] have triggered the need to develop monitoring tools that address a number of challenges specific to the Chinese economy. These challenges include such things as the shortness of available time-series data and inconsistencies in statistics (e.g., the quarterly GDP growth series does not necessarily add up to the annual GDP growth series). In addition, the rapid changes to the Chinese economy are likely to give rise to structural breaks in the data, which complicate attempts to design robust forecasting models. Maier (2011) evaluates the forecasting performance of a factor model and a set of indicator models comprising 33 indicators. He finds that both the factor model and a weighted average of the forecasts from the indicator models strongly outperform a standard AR benchmark model in forecasting Chinese GDP growth (**Box 1**). Indeed, the factor model closely tracks Chinese GDP growth in the current quarter (**Chart 3**). Indicators such as electricity and industrial production, as well as the PMI manufacturing component and Chinese equity prices, prove to be the most relevant for the indicator models. Forecasting performance is further improved when the forecasts from the factor model are combined with the forecasts from the indicator models. Overall, Maier's results suggest that there are significant gains in forecasting accuracy when forecasting methods are combined, likely because of the significant structural changes to the Chinese economy over the past few decades. Other studies of forecasting performance also find that model combinations or model averaging can improve forecasting performance (see Granziera, Luu and St-Amant in this issue).[12]

11 According to estimates by the International Monetary Fund (IMF) of the purchasing-power-parity valuation of Chinese GDP, China accounted for 14.3 per cent of global GDP in 2011, compared with 7.5 per cent in 2001 and 4.1 per cent in 1991. Likewise, based on U.S. Energy Information Administration estimates, China's share of global primary energy consumption was 20.1 per cent in 2011, compared with 10.6 per cent in 2001 and 7.9 per cent in 1991.

12 Using data for six industrialized countries, Kuzin, Marcellino and Schumacher (2013) find that pooling nowcasts provides more-stable forecasts than selecting a single forecasting model sequentially, based on statistical information criteria.

Box 2

Volatility and Revisions

Data volatility and revisions present challenges for assessing the state of an economy. The volatility of macroeconomic indicators may lead to a greater reliance on a specific class of models, since it is more difficult to extract the underlying trend in economic conditions when data are highly volatile. Thus, factor models are often seen as useful devices to mitigate the volatility of indicators. Data revisions complicate monitoring because the historic data used in the analysis are not known with certainty.

Table 2-A provides statistics on the mean growth and volatility (standard deviation) of quarterly GDP and of monthly industrial production in the United States, the euro area and Japan from late 2001 to the end of 2010. Revisions to growth estimates are also included. Data revisions compared with the estimates available 4 months, 8 months and 16 months after the reference period are reported.[1] Following Giannone et al. (2012), we use the estimates available 24 months after the end of the reference period as a "true value" to calculate revision statistics.

A few key observations are worth noting. First, the volatility of GDP and industrial production varies across regions, with the Japanese data exhibiting the largest standard deviation for both series. Second, on average, over the sample examined, GDP growth tends to be revised down in the United States and Japan, and revised up in the euro area. Third, the standard deviation of the revisions to Japanese GDP estimates available four months after the end of the quarter (2.56 per cent) is about four times larger than the standard deviation of the revisions to euro-area GDP (0.57 per cent), and about twice as large as that for U.S. GDP (1.09 per cent). Similarly, industrial production, a monthly series, is also subject to substantial revisions.[2] Survey data, such as the purchasing managers' index, have an advantage over hard indicators, such as industrial production, since they are available on a more timely basis and are typically not subject to revisions.[3]

Table 2-A: **Revision statistics for key indicators in the United States, the euro area and Japan**

	GDP growth (per cent, quarter over quarter, seasonally adjusted annual rate)			Industrial production (per cent, year over year)		
	United States	Euro area	Japan	United States	Euro area	Japan
Mean	2.05	1.01	0.72	-0.01	0.16	0.53
Mean of revisions						
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+4}$	-0.30	0.09	-0.57	-0.44	0.13	0.13
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+8}$	-0.23	0.04	-0.32	-0.45	0.10	0.09
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+16}$	-0.23	0.09	-0.38	-0.34	0.02	0.02
Standard deviation (volatility)	2.74	2.61	5.18	5.15	6.32	10.96
Standard deviation of revisions						
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+4}$	1.09	0.57	2.56	0.78	0.50	0.83
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+8}$	1.11	0.44	2.36	0.72	0.37	0.67
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+16}$	0.73	0.21	1.70	0.77	0.26	0.21

Note: We calculate revision statistics as in Giannone et al. (2012). We report the mean and the standard deviation of the revisions defined as $(Y_{t|t+24} - Y_{t|t+i})$, where t indicates the reference period, while $t + i$ for $i = \{4, 8, 16\}$ is the time in which the value of the series is observed. We consider the observation available two years later $(Y_{t|t+24})$ as the "true" value. We report the mean and standard deviation of this series to provide a benchmark for assessing the mean and standard deviation of the revisions. For quarterly GDP growth, all statistics refer to the 2001Q3–2010Q4 period. For industrial production, all statistics refer to the September 2001–December 2010 period.

Sources: Organisation for Economic Co-operation and Development real-time database, except euro-area industrial production, from the European Central Bank real-time database

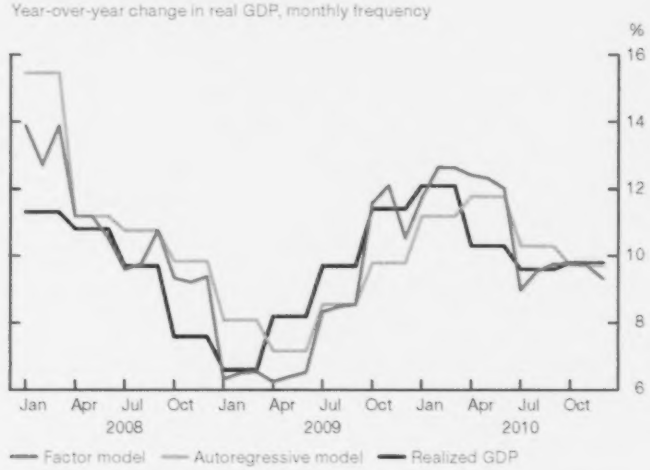
1 Revision statistics are not relative to the initial estimates, since these data are not fully available for the euro area and Japan over the full estimation sample. However, calculating revision statistics using the vintages available 4 months, 8 months and 16 months after the end of the reference period illustrates the trends of data revisions.

2 However, unlike revisions to GDP growth, the standard deviation of the revisions to the estimates of Japanese industrial production is similar to, or lower than, those for the United States or the euro area.

3 In most cases, all relevant information is available at the time of the publication of survey data. In contrast, revisions to hard indicators typically reflect the fact that additional (more accurate) information has become available.

Chart 3: **Chinese GDP growth compared with factor-model and autoregressive-model forecasts**

Year-over-year change in real GDP, monthly frequency



Sources: National Bureau of Statistics of China and Bank of Canada calculations

Last observation: December 2010

Conclusion

To better understand the evolution of foreign economies in the short term, Bank of Canada staff analyze an extensive set of indicators using a wide range of models that are selected based on the circumstances of the specific country and the level of detail required. Staff also use judgment in constructing forecasts to incorporate information that may not be directly reflected in the most timely high-frequency indicators. The Bank of Canada strives to improve the forecast accuracy of its short-term forecasting models. Avenues for future work include, but are not limited to, incorporating time variations in the parameters of the monitoring models to better account for the substantial volatility in some macroeconomic data, and incorporating density forecasts (i.e., a measure of uncertainty around mean forecasts).

Literature Cited

Angelini, E., G. Camba-Mendez, D. Giannone, L. Reichlin and G. Rünstler. 2011. "Short-Term Forecasts of Euro Area GDP Growth." *Econometrics Journal* 14 (1): C25–C44.

Binette, A. and J. Chang. 2013. "CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP." *Bank of Canada Review* (Summer): 3–12.

Coletti, D. and S. Kozicki. 2013. "Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada." *Bank of Canada Review* (Summer): 1–2.

Giannone, D., J. Henry, M. Lalik and M. Modugno. 2012. "An Area-Wide Real-Time Database for the Euro Area." *Review of Economics and Statistics* 94 (4): 1000–13.

Godbout, C. and M. J. Lombardi. 2012. "Short-Term Forecasting of the Japanese Economy Using Factor Models." Bank of Canada Working Paper No. 2012-7.

Gosselin, M.-A. and R. Lalonde. 2005. "MUSE: The Bank of Canada's New Projection Model of the U.S. Economy." Bank of Canada Technical Report No. 96.

Granziera, E., C. Luu and P. St-Amant. 2013. "The Accuracy of Short-Term Forecast Combinations." *Bank of Canada Review* (Summer): 13–21.

International Monetary Fund (IMF). 2011. "Tensions from the Two-Speed Recovery: Unemployment, Commodities, and Capital Flows." *World Economic Outlook* (April).

Kuzin, V., M. Marcellino and C. Schumacher. 2013. "Pooling Versus Model Selection for Nowcasting GDP with Many Predictors: Empirical Evidence for Six Industrialized Countries." *Journal of Applied Econometrics* 28 (3): 392–411.

Lombardi, M. J. and P. Maier. 2010. "'Lean' Versus 'Rich' Data Sets: Forecasting During the Great Moderation and the Great Recession." Bank of Canada Working Paper No. 2010-37.

Macklem, T. 2002. "Information and Analysis for Monetary Policy: Coming to a Decision." *Bank of Canada Review* (Summer): 11–18.

Maier, P. 2011. "Mixed Frequency Forecasts for Chinese GDP." Bank of Canada Working Paper No. 2011-11.

Morel, L. 2012. "A Foreign Activity Measure for Predicting Canadian Exports." Bank of Canada Discussion Paper No. 2012-1.

Stock, J. H. and M. W. Watson. 2005. "Understanding Changes in International Business Cycle Dynamics." *Journal of the European Economic Association* 3 (5): 968–1006.

Wright, J. H. 2013. "Evaluating Real-Time VAR Forecasts with an Informative Democratic Prior." *Journal of Applied Econometrics* 28 (5): 762–76.

Big Data Analysis: The Next Frontier

Nii Ayi Armah, Canadian Economic Analysis

- Current analysis is heavily dependent on data. The more timely, accurate and relevant the data, the better our assessment of the current state of economic activity.
- Technological advancements have provided an opportunity to exploit digital data from business transactions, social media and networked computers. The combination of all of these data is called "big data."
- Analysis of the vast quantities of digital information contained in big data can offer fresh insight for the monitoring of economic activity and inflation. Moreover, the timeliness of big data could improve real-time decision making for monetary policy.
- The potential of big data is, however, limited by challenges related to methodological constraints, a lack of easy access to the data and privacy concerns.

By providing an assessment of the present state of the economy, current analysis[1] contributes to the Bank of Canada's long-term macroeconomic projections, which in turn help to inform monetary policy decisions. Immediate and complete information about every economic and financial transaction within a country would improve current analysis by facilitating accurate and timely measurement of important macroeconomic indicators. Unfortunately, this ideal data set does not exist. The macroeconomic data produced by official statistical agencies are published with a lag and are subject to revision. Gross domestic product (GDP), for example, is a quarterly series that is published with a two-month lag and revised over the next four years. The consumer price index (CPI) is a monthly series that, although not subject to revision, is published three weeks after the end of the reporting month.

These issues with official data have led some researchers to explore the possibility of complementing official data with the use of "non-official" data that may be more timely.[2] An example of the early use of such data for current analysis is Lamont (1997), who finds that counting the frequency of appearances of the word "shortage" in print newspapers can be a good predictor of inflation in the United States. The Bank of Canada also uses non-official data to monitor the economy. For example, the Bank's regional

1 See Coletti and Kozicki (this issue) for a discussion of the role of current analysis in monetary policy.

2 There is a trade-off between the timely publication of official data and the accuracy of those data.

The *Bank of Canada Review* is published four times a year. Articles undergo a thorough review process. The views expressed in the articles are those of the authors and do not necessarily reflect the views of the Bank. The contents of the *Review* may be reproduced or quoted, provided that the publication, with its date, is specifically cited as the source.

offices collect and analyze data obtained from quarterly consultations with businesses across Canada to gather their perspectives on such topics as demand and capacity pressures, as well as their views on economic activity in the future. These data, summarized in the *Business Outlook Survey*, provide a source of timely information that augments views gleaned from official data. With advances in technology, the proliferation of digital data and the declining cost of digital storage, another type of non-official data has recently emerged and is growing quickly—"big data."

Big data is a large-scale collection of information, some of which, such as business transactions, has always existed in corporate ledgers in the form of daily sales or inventory levels. Rich micro-level administrative data maintained by government agencies have also existed for some time. The high cost of retrieving and organizing all this information en masse has slowed the exploitation of these complementary sources of data for current analysis. However, digitization of previously paper-based data sources has made data much more accessible and easier to organize and analyze. Data emanating from services offered by public institutions or government agencies are a rich source of information on the behaviour of citizens. In addition, the rapid development of computer networking and the Internet has led to new sources of information in social media and web searches, as well as in electronic payments data such as credit card and debit card transactions. Since these data are ubiquitous and can be gathered quickly, they could provide more timely and detailed information about economic and financial transactions. Big data could therefore be another non-official resource and represents the next frontier in advancing current analysis. By providing an opportunity to exploit vast quantities of digital information, big data offers fresh insight that is relevant to the monitoring of economic activity and inflation. Its timeliness could augment official data to improve real-time decision making in current analysis, and it could also be an input in the construction of official statistics (Daas and van der Loo 2013).

This article describes the most important attributes of big data and discusses its possible applications and advantages for current analysis. Challenges that limit the full potential of big data, as well as initiatives to address these challenges, are then explored. Finally, the article concludes with the prospects for the use of big data in future current analysis.

What Is Big Data?

Big data refers to large and diverse digital data sets generated from economic transactions and social media interactions of billions of people around the world.

◀ *Big data refers to large and diverse digital data sets generated from economic transactions and social media interactions*

The four Vs of big data

Big data has four main defining attributes: volume, variety, velocity and value. The **volume** of big data is typically much larger than that of traditional data sets. Manyika et al. (2011) describe the size of these data sets as being beyond the ability of typical database software tools to capture, store, manage and analyze. **Box 1** provides a sense of the magnitude of big data.

The types of information that constitute big data come from a **variety** of sources. Only about 10 per cent of big data is structured data (Gens 2011), the type that fits neatly into the rows and columns of relational databases. To be processed by traditional data-management tools and warehouses, and meaningfully interpreted by analysts, data must be in structured form. Examples of structured data are the transactional data that companies

Box 1

The Magnitude of Big Data

- A 2011 study by International Data Corporation (IDC) indicates that 1.8 zettabytes (1.8 trillion gigabytes) of data would be created that year (Gantz and Reinsel 2011). This amount of data would fill 57.5 billion 32-gigabyte iPads (EMC^2 2011).
- Brands and organizations featured on Facebook receive 34,722 "likes" every minute of the day (Wikibon 2012).
- IDC estimates that the number of transactions between firms and those between firms and consumers will reach 450 billion per day by 2020 (Wikibon 2012).
- Walmart processes more than 1 million customer transactions every hour. These transactions are stored in databases that are estimated to contain more than 2.5 petabytes (2.5 million gigabytes) of data. This information would fill 167 times the number of books in the U.S. Library of Congress (Talend 2012).
- The Canadian Payments Association processed 6.3 billion individual retail payments in 2011 alone (Canadian Payments Association 2012).

collect on their customers, and the time-series data that statistical agencies collect on various macroeconomic and financial indicators. Unstructured data, which make up the remaining 90 per cent of big data, include emails, tweets, Facebook posts, road traffic information and audiovisual data. Traditional data warehouses strain under the load of unstructured data and typically cannot process them.

Velocity refers to the fact that data generated from some big data sources such as social media, mobile devices, Internet transactions and networked devices are updated very quickly. This creates an avalanche of data flows that overwhelms most traditional data-analysis hardware and software. Extracting value in real time from rapidly generated data requires specialized skills and data-analysis systems.

The ability to leverage insights and create significant **value** is the most important attribute of big data. Combining big data with sophisticated analytics could provide novel insights into household behaviour, firm expectations, financial market stability and economic activity that would support effective decision making. For example, these advanced methodologies are capable of analyzing patterns in a social network (which may be interconnected in highly complex ways) to determine how these interconnections could influence consumer expectations about inflation or other economic variables (see Einav and Levin 2013 for more details).

◂ *Combining big data with sophisticated analytics could provide novel insights into household behaviour, firm expectations, financial market stability and economic activity*

Big Data and Current Analysis: A Glimpse into the Future

Since accurate and timely information about the current state of economic activity is important for monetary policy decisions, big data provides the opportunity to improve current analysis by exploiting digital data from economic transactions as well as by measuring consumer sentiment from social media and Internet searches. For example, existing monthly indicators could be combined with big data to predict GDP growth before official National Accounts data are released for a given quarter.[3]

An advantage to using big data is the ability to construct metrics that evolve quickly over time. The Billion Prices Project (BPP)[4] at the Massachusetts Institute of Technology, led by economists Alberto Cavallo and Roberto Rigobon,

3 Binette and Chang (this issue) describe a forecasting tool that uses a data set that, although large, is not of the magnitude of big data.

4 For more information on the Billion Prices Project, see http://bpp.mit.edu/.

calculates a daily inflation index from a continuously evolving basket of goods. Data for the BPP are collected with software that scours the websites of online retailers for their prices on a wide array of products.[5] The index is then calculated as an average of individual price changes. This virtual real-time inflation index could offer policy-makers and statistical agencies a glimpse of what is happening to inflation in real time. For example, BPP data show that, after Lehmann Brothers collapsed in September 2008, businesses started cutting prices almost immediately, suggesting that aggregate demand had weakened (Surowiecki 2011). In contrast, the official inflation numbers released by the statistical agencies did not show this deflationary pressure until that November, when October CPI data were released.

Canadians are increasingly moving away from traditional methods of payment, such as cash and cheques, toward a variety of electronic payment methods (Canadian Payments Association 2012). Analysis of these timely electronic data could help to predict economic activity and assess possible revisions to official retail and consumption data. Other research provides some evidence that payment-system data could be useful for studying the economic effects of occasional extreme events. For example, Galbraith and Tkacz (2013) use daily data on Canadian debit transaction volumes, as well as data on cheque transaction volumes and values, to investigate the impact on personal consumer expenditures of the 11 September 2001 terrorist attacks, the Severe Acute Respiratory Syndrome (SARS) epidemic in the spring of 2003, and the August 2003 electrical blackout in Ontario and in parts of Northeastern and Midwestern United States. Contrary to initial perceptions of these events, the authors find only small and temporary effects.

Big data could also be used to study developments in the labour and housing markets. Assessments of these markets have been carried out using data on the number of Internet searches. Choi and Varian (2009) find that unemployment and welfare-related searches can improve predictions of initial claims for unemployment benefits. Askitas and Zimmermann (2009), D'Amuri (2009), and Suhoy (2009) also find that Internet searches can be relevant for predicting labour market conditions in Germany, Italy and Israel, respectively. Choi and Varian (2011) as well as Wu and Brynjolfsson (2009) find that housing-related searches can improve on traditional models for predicting housing sales in the United States. Furthermore, Webb (2009) suggests that the high degree of correlation between the number of searches for "foreclosure" and the actual number of foreclosures can be the basis for an early-warning system to predict problems in the U.S. housing market.

McLaren and Shanbhogue (2011) examine the importance of online searches for predicting activity in the labour and housing markets in the United Kingdom. The authors specify two separate models in which either the growth in U.K. unemployment or growth in house prices is a function of previous growth rates. Their results indicate that the inclusion of Internet searches in these models improves the models' forecasting performance. McLaren and Shanbhogue (2011) point out that these data are particularly helpful for analyzing the impact of unexpected developments, such as temporary plant closures, epidemics and labour strikes. While survey data must be collected based on predetermined questions, Internet search data are more flexible and can be used to assess these special circumstances.

Finally, big data could be an input in the construction of official statistics. For example, some European countries are using point-of-sale scanner data in the compilation of their CPIs. Statistics Norway exploits scanner data to

◀ *Big data could be an input in the construction of official statistics*

5 The prices of services are not included in this data set.

compute a subindex for food and non-alcoholic beverages (Rodriguez and Haraldsen 2006). In June 2002, Statistics Netherlands introduced supermarket scanner data into its CPI (Schut 2002), and the Swiss Federal Statistical Office replaced the prices formerly collected in retail outlets with prices taken from scanner data to calculate its price indexes (Müller et al. 2006).

Challenges and Initiatives

Despite the innovation that has materialized from big data thus far, several factors limit its full potential, chief among them methodological constraints, the lack of easy access to data sets and privacy concerns.

Methodological constraints

Although strides have been made in developing methodologies for extracting value from big data, the implementation of these methodologies for current analysis is still evolving. Specifically, it remains unclear how best to select, organize and aggregate unstructured data so that they provide meaningful signals about economic conditions, and what analytical tools need to be developed to integrate those signals with information from conventional data sources. In addition, subsets of populations covered by big data are at times not necessarily representative of a relevant target population used for official statistics. Assessing how representative big data samples are could prove to be problematic for standard methodologies.

◂ *Although strides have been made in developing methodologies for extracting value from big data, the implementation of these methodologies for current analysis is still evolving*

Lack of access to the data

Much of the data that constitute big data currently exist in silos. To unleash the full potential of big data, there is the need to first integrate the fragmented data sets so that they can be accessed easily and quickly by interested parties. The advent of cloud computing has enabled the creation of data centres that house massive amounts of data in one location. Since pooling of data sets is of paramount importance, a number of initiatives are under way to enhance access to big data. For example, the Government of Canada and the Ontario government have collaborated with IBM and a consortium of seven universities to establish a new Ontario-based, $210 million research project and data centre to help university and economic researchers use high-performance cloud-computing infrastructure to better exploit big data. Another initiative is an agreement between the U.S. Library of Congress and Twitter in 2010 to release 170 billion archived tweets to researchers and other interested parties exploring topics ranging from tracking vaccination rates to predicting stock market activity (Osterberg 2013).

Big data or Big Brother?

Information at the level of individual households and businesses can provide important insights into current economic conditions. By uncovering hidden connections between seemingly unrelated pieces of data, big data analysis can reveal personal information that some might deem too sensitive to share. The reasons for collecting and the need to protect these data are becoming more prominent issues in the debate over privacy and the appropriate use of personal data. Nevertheless, as much as institutions and individuals need to be careful about how invasive they are in their efforts to collect big data, it is difficult to deny that big data analysis has the potential to offer valuable information on economic growth and to improve current analysis. A balanced regulatory framework is therefore necessary to

◂ *A balanced regulatory framework is necessary to effectively address concerns about privacy, while still benefiting from technological advances*

effectively address concerns about privacy and the use of personal information, while still benefiting from technological advances and a thriving data-driven economy.

Conclusion

Reliable information about the current state of the economy is an important component for conducting monetary policy and, since data are the main resource driving current analysis, their accuracy and timeliness are key. A better real-time gauge of current economic conditions can improve assessments of economic momentum and forecasts of future growth. Digitization and the advent of the Internet have exponentially increased the amount of data available and also created new, viable sources. Practical applications of these data include the construction of timely price metrics from online retail prices, the use of electronic payment methods to help predict economic activity, and the use of Internet searches to assess labour and housing markets. Harnessing the full potential of this profusion of data is challenging. While some progress in unlocking the value of these data has been made with traditional data-analysis methods, the use of big data for current analysis is still in its infancy.

Literature Cited

Askitas, N. and K. F. Zimmermann. 2009. "Google Econometrics and Unemployment Forecasting." *Applied Economics Quarterly* 55 (2): 107–20.

Binette, A. and J. Chang. 2013. "CSI: A Model for Tracking Short-Term Growth in Canadian Real GDP." *Bank of Canada Review* (Summer): 3–12.

Canadian Payments Association. 2012. "Examining Canadian Payment Methods and Trends." (October).

Choi, H. and H. Varian. 2009. "Predicting Initial Claims for Unemployment Benefits." Google Inc. Available at http://static.googleusercontent.com/external_content/untrusted_dlcp/research.google.com/fr//archive/papers/initialclaimsUS.pdf.

———. 2011. "Predicting the Present with Google Trends." Google Inc. Available at http://people.ischool.berkeley.edu/~hal/Papers/2011/ptp.pdf.

Coletti, D. and S. Kozicki. 2013. "Introduction: Tools for Current Analysis at the Bank of Canada." *Bank of Canada Review* (Summer): 1–2.

Daas, P. and M. van der Loo. 2013. "Big Data (and Official Statistics)." Statistics Netherlands. Working Paper presented at the Meeting on the Management of Statistical Information Systems, Paris and Bangkok, 23–25 April.

D'Amuri, F. 2009. "Predicting Unemployment in Short Samples with Internet Job Search Query Data." Munich Personal RePEc Archive Paper No. 18403.

Einav, L. and J. D. Levin. 2013. "The Data Revolution and Economic Analysis." National Bureau of Economic Research Working Paper No. 19035.

EMC². 2011. "World's Data More Than Doubling Every Two Years—Driving Big Data Opportunity, New IT Roles." Press Release, 28 June.

Galbraith, J. W. and G. Tkacz. 2013. "Analyzing Economic Effects of September 11 and Other Extreme Events Using Debit and Payments System Data." *Canadian Public Policy* 39 (1): 119–34.

Gantz, J. and D. Reinsel. 2011. "Extracting Value from Chaos." International Data Corporation (IDC) Digital Universe. Available at http://www.emc.com/leadership/programs/digital-universe.htm.

Gens, F. 2011. "IDC Predictions 2012: Competing for 2020." IDC Analyze the Future (December). Available at http://cdn.idc.com/research/Predictions12/Main/downloads/IDCTOP10Predictions2012.pdf.

Lamont, O. 1997. "Do 'Shortages' Cause Inflation?" In *Reducing Inflation: Motivation and Strategy*, 281–306. Edited by C. D. Romer and D. H. Romer. Chicago: University of Chicago Press.

Manyika, J., M. Chui, B. Brown, J. Bughin, R. Dobbs, C. Roxburgh and A. Hung Byers. 2011. "Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity." McKinsey Global Institute (May).

McLaren, N. and R. Shanbhogue. 2011. "Using Internet Search Data as Economic Indicators." Bank of England *Quarterly Bulletin* (Q2): 134–40.

Müller, R., H. M. Herren, S. Röthlisberger and C. Becker Vermeulen. 2006. "Recent Developments in the Swiss CPI: Scanner Data, Telecommunications and Health Price Collection." Swiss Federal Statistical Office. Paper presented at the 9th meeting of the Ottawa Group, London, 14–16 May.

Osterberg, G. 2013. "Update on the Twitter Archive at the Library of Congress." Library of Congress, 4 January.

Rodriguez, J. and F. Haraldsen. 2006. "The Use of Scanner Data in the Norwegian CPI: The 'New' Index for Food and Non-Alcoholic Beverages." *Economic Survey* 4: 21–28.

Schut, C. (ed.). 2002. "Gebruik van Scannerdata van Supermarkten in de Consumentenprijsindex." Statistics Netherlands, 4 July.

Suhoy, T. 2009. "Query Indices and a 2008 Downturn: Israeli Data." Bank of Israel Discussion Paper No. 2009–06.

Surowiecki, J. 2011. "A Billion Prices Now." *The New Yorker*, 30 May.

Talend. 2012. "How Big Is Big Data Adoption? Survey Results." Available at http://info.talend.com/rs/talend/images/WP_EN_BD_Talend_SurveyResults_BigDataAdoption.pdf.

Webb, G. K. 2009. "Internet Search Statistics as a Source of Business Intelligence: Searches on Foreclosure as an Estimate of Actual Home Foreclosures." *Issues in Information Systems* 10 (2): 82–87.

Wikibon. 2012. "A Comprehensive List of Big Data Statistics." Wikibon Blog, 1 August. Available at http://wikibon.org/blog/big-data-statistics/.

Wu, L. and E. Brynjolfsson. 2009. "The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales." Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology.

BANQUE DU CANADA
BANK OF CANADA

Revue de la Banque du Canada

Été 2013

Dossier spécial : Les outils utilisés pour l'analyse de la conjoncture

Articles

Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture 1
Don Coletti et Sharon Kozicki

CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada 4
André Binette et Jae Chang

L'exactitude des combinaisons de prévisions à court terme 16
Eleonora Granziera, Corinne Luu et Pierre St-Amant

Le suivi des perspectives économiques à court terme des économies étrangères 26
Russell Barnett et Pierre Guérin

L'analyse des mégadonnées : un nouveau domaine à explorer 37
Nii Ayi Armah

Membres du Comité de rédaction

Président : Allan Crawford

David Beers
Paul Chilcott
Don Coletti
Agathe Côté
Donna Howard
Sharon Kozicki
Timothy Lane
Tiff Macklem
Ron Morrow
John Murray
Sheila Niven
Lawrence Schembri
Evan Siddall
Ianthi Vayid
Richard Wall
Carolyn Wilkins
David Wolf

Rédactrice : Alison Arnot

La *Revue de la Banque du Canada* paraît quatre fois l'an. Les articles sont soumis à un rigoureux processus d'examen. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et ne traduisent pas nécessairement le point de vue de la Banque.

Les articles de la *Revue* peuvent être reproduits ou cités dans la mesure où le nom de la publication ainsi que la livraison d'où sont tirés les renseignements sont mentionnés expressément.

Pour de plus amples renseignements, veuillez communiquer avec le :

Service d'information publique
Département des Communications
Banque du Canada
Ottawa (Ontario) Canada K1A 0G9

Téléphone : **613 782-8111**; **1 800 303-1282** (sans frais en Amérique du Nord)
Courriel : **info@banqueducanada.ca**
Site Web : **banqueducanada.ca**

ISSN 1483-8311
© Banque du Canada, 2013

Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture

Don Coletti, chef du département des Analyses de l'économie internationale, et Sharon Kozicki, chef du département des Analyses de l'économie canadienne

Les décisions de politique monétaire s'appuient sur des analyses relevant d'optiques variées. Ces analyses englobent aussi bien l'évaluation quotidienne des conditions financières et des nouvelles données économiques reçues que l'élaboration de la projection économique à moyen terme de la Banque du Canada, actualisée par le personnel à chaque trimestre, et l'estimation de la croissance de la production potentielle, qui est généralement revue une fois l'an. L'information exploitée comprend les données que publient Statistique Canada et les autres agences statistiques, les résultats d'enquêtes menées par la Banque et d'autres institutions, des évaluations des conjonctures régionales et sectorielles basées sur les reportages des médias, ainsi que les renseignements recueillis lors de rencontres avec des gens d'affaires et des représentants gouvernementaux.

Ce dossier spécial de la *Revue de la Banque du Canada* porte sur l'*analyse conjoncturelle*, qui consiste à rassembler et à examiner un large éventail d'informations afin de se former une opinion de l'activité économique actuelle. Ce type d'analyse inclut le *suivi* d'indicateurs clés de la conjoncture macroéconomique, y compris le produit intérieur brut réel et ses composantes. Par « suivi » on entend les prévisions à court terme du personnel au sujet de l'activité économique axées sur les deux trimestres qui suivent la parution des toutes dernières données. Les résultats de modèles statistiques obtenus à partir de l'information tirée de divers indicateurs économiques sont recoupés avec d'autres éléments d'appréciation, concernant par exemple l'incidence économique de facteurs spéciaux, tels que des phénomènes météorologiques majeurs ou d'importants arrêts de travail, qui pourraient perturber temporairement la production ou entraîner un déplacement de l'activité d'un trimestre à l'autre[1].

1 La projection trimestrielle établie à l'égard des perspectives de l'économie mondiale et de l'économie canadienne à l'horizon de trois ans est l'un des éléments d'information clés dans le processus de formulation de la politique monétaire. Aux fins de cette projection, le personnel combine les données du suivi de l'évolution à court terme (l'analyse conjoncturelle) aux prévisions à plus long terme de modèles macroéconomiques structurels de l'économie canadienne et du reste du monde, selon sa meilleure appréciation de diverses questions. Le modèle utilisé pour élaborer la projection relative au Canada décrit la relation liant l'inflation au taux directeur et sert à prédire les conséquences de différents événements ou « chocs » économiques sur l'économie du pays. (Voir T. Macklem, « Les éléments d'information et d'analyse préalables à la prise des décisions de politique monétaire », *Revue de la Banque du Canada*, été 2002, p. 11-19.)

La production de prévisions à intervalles rapprochés et en temps opportun comporte un certain nombre d'écueils statistiques. Les données qu'emploient les analystes peuvent être entachées de volatilité et de bruit, sont publiées à des fréquences différentes (quotidienne, hebdomadaire, mensuelle ou trimestrielle) ou encore à des moments différents de l'année — avec des délais variables, de surcroît, par rapport à la période considérée — et peuvent ensuite faire l'objet de révisions. Ces difficultés expliquent le recours à plusieurs approches, dont diverses techniques statistiques puisant dans des sources d'information variées.

Ce dossier spécial débute par la présentation d'un nouveau modèle indicateur très perfectionné relatif au PIB réel trimestriel du Canada, qui permet d'exploiter d'importants volumes de données sans faire intervenir le jugement humain aux fins de la prévision à court terme. Dans l'article intitulé « CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada », André Binette et Jae Chang décrivent un modèle conçu expressément pour remédier à un grand nombre des difficultés que soulève la prévision. Le modèle CSI permet d'actualiser rapidement les prévisions à court terme au fil de la parution de nouveaux indicateurs ou de données historiques révisées. Le degré de précision des prévisions du modèle est encourageant, et la Banque considère ce dernier comme un complément informatif aux autres outils dont le personnel fait usage pour suivre la croissance du PIB réel.

Comme le mentionnent les auteurs du premier article, l'analyse conjoncturelle ne peut reposer machinalement sur les pronostics d'un seul modèle. Les analystes doivent amalgamer les résultats de plusieurs modèles en s'appuyant sur leur propre jugement au moment d'effectuer leurs prévisions. Eleonora Granziera, Corinne Luu et Pierre St-Amant, qui signent l'article ayant pour titre « L'exactitude des combinaisons de prévisions à court terme », exposent les principales conclusions d'un projet de recherche récent dont le but était d'évaluer s'il est possible d'améliorer l'exactitude et la robustesse des prévisions en prenant une moyenne pondérée des prévisions de divers modèles. Conformément aux travaux antérieurs, les auteurs concluent que les prévisions ainsi obtenues sont habituellement plus précises. En outre, le choix de pondérations non uniformes, déterminées en fonction de la qualité des prévisions passées des modèles, a généralement pour effet d'accroître le pouvoir prédictif par rapport à l'attribution de poids égaux.

L'approche retenue pour l'analyse de la conjoncture est également le sujet du troisième article. Dans « Le suivi des perspectives économiques à court terme des économies étrangères », Russell Barnett et Pierre Guérin passent en revue les méthodes utilisées à la Banque du Canada pour suivre l'évolution de plusieurs grandes économies étrangères — à savoir les États-Unis, la zone euro, le Japon et la Chine — et expliquent comment les défis liés aux exigences de la conduite de la politique monétaire et à la disponibilité des données ont influé sur le choix de l'approche de modélisation pour chacune. Tout comme dans le cas de l'économie canadienne, les économistes chargés du suivi des économies étrangères combinent les prévisions issues de différents modèles en y intégrant, sur la base de leur jugement, toute information qui n'apparaît pas directement dans les plus récents indicateurs.

Dans le dernier article de ce dossier spécial, « L'analyse des mégadonnées : un nouveau domaine à explorer », Nii Ayi Armah décrit de nouvelles sources de renseignements susceptibles d'enrichir l'analyse conjoncturelle. Grâce aux progrès de la technologie, il est maintenant possible de recueillir d'énormes quantités de données numériques à partir des transactions

commerciales, des médias sociaux et des ordinateurs en réseau. Cette masse d'informations représente ce qu'on appelle des « mégadonnées ». Leur disponibilité et les outils mis au point pour les analyser pourraient avoir une incidence marquée sur l'analyse conjoncturelle. Comme de tels renseignements sont en général produits plus rapidement que les données traditionnelles, ils peuvent fournir un nouvel éclairage sur l'activité économique. Le potentiel des mégadonnées est toutefois limité par plusieurs obstacles — liés à des contraintes méthodologiques, un accès difficile et des préoccupations entourant la protection de la vie privée — tandis que le développement d'outils d'analyse adaptés n'en est qu'à ses débuts.

CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada

André Binette et Jae Chang, Analyses de l'économie canadienne

- La formulation de la politique monétaire exige des banques centrales qu'elles évaluent en temps opportun l'état actuel de l'économie. Celles-ci disposent de divers outils pour effectuer cette analyse de type conjoncturel.
- Compte tenu de la large gamme d'indicateurs économiques potentiellement utiles et des délais de publication des données, prévoir la croissance à court terme du PIB réel est une tâche ardue. Les modèles factoriels permettent de résumer l'apport prédictif de nombreux indicateurs sans avoir à renoncer à l'information pertinente que renferment les différentes séries de données.
- Le modèle CSI (pour Canada's Short-Term Indicator) est un nouveau modèle indicateur très perfectionné qui permet d'actualiser quotidiennement, à partir du contenu informatif de 32 indicateurs, les prévisions de croissance du PIB réel du Canada pour les deux trimestres qui suivent la sortie des plus récentes statistiques officielles.
- Bien que le degré d'exactitude des prévisions de ce nouveau modèle soit encourageant, l'analyse conjoncturelle ne doit pas reposer machinalement sur les pronostics d'un seul modèle. De fait, pour produire ses prévisions à court terme, la Banque du Canada utilise un vaste éventail de modèles et de sources d'information et recourt au jugement d'experts.

La formulation de la politique monétaire se fonde en partie sur l'examen d'une foule d'informations concernant l'état actuel de l'économie. Au moyen de l'analyse conjoncturelle[1], les économistes tentent de comprendre et de jauger les conséquences de l'actualité économique récente, dont celles d'événements imprévisibles tels que les catastrophes naturelles et les arrêts de travail. Voilà pourquoi il importe que ces analyses s'appuient sur des données exactes et à jour. Les banques centrales doivent posséder une

1 L'analyse conjoncturelle consiste à réunir et à scruter une grande quantité d'informations récentes. Ce processus est essentiel au suivi et à la prévision de l'activité économique à court terme (voir le texte de Coletti et Kozicki à la page 1 de la présente livraison). Dans le présent article, les termes *suivi* et *prévision à court terme* sont employés indifféremment.

La *Revue de la Banque du Canada* paraît quatre fois l'an. Les articles sont soumis à un rigoureux processus d'examen. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et ne traduisent pas nécessairement le point de vue de la Banque. Les articles de la *Revue* peuvent être reproduits ou cités dans la mesure où le nom de la publication ainsi que la livraison d'où sont tirés les renseignements sont mentionnés expressément.

bonne compréhension de l'évolution actuelle de l'économie pour mieux prédire l'avenir et prendre les mesures appropriées, compte tenu du caractère prospectif de la politique monétaire.

Il faut connaître d'où l'on vient pour savoir où l'on va : cette maxime nous rappelle l'importance de la prévision à court terme et d'une évaluation précoce des tendances qui se dessinent, deux aspects clés de l'analyse conjoncturelle. Pour orienter ses décisions de politique monétaire, la Banque du Canada consacre beaucoup de temps et de ressources au suivi et à la prévision à court terme de l'activité économique — mesurée d'après le produit intérieur brut (PIB) réel — et de l'inflation. La Banque met continuellement au point de nouveaux outils en vue d'améliorer sa capacité à prédire l'évolution à court terme de l'économie, à l'horizon habituel des deux trimestres qui suivent la sortie des plus récentes statistiques officielles.

La Banque du Canada met continuellement au point de nouveaux outils en vue d'améliorer sa capacité à prédire l'évolution à court terme de l'économie.

La prévision de la croissance à court terme du PIB réel comporte son lot de difficultés. Les économistes disposent d'une multitude de séries d'observations, qui vont des chiffres de la comptabilité nationale aux agrégats du crédit, et ils doivent parvenir à dégager la bonne information de cette mer de données. En outre, de nombreux indicateurs sont publiés avec un décalage, qui atteint jusqu'à deux mois pour certains d'entre eux. Il faut donc trouver le meilleur moyen de remédier aux problèmes engendrés par les délais de parution et de révision des données. Un autre défi consiste à élaborer des outils capables d'intégrer des séries ayant des fréquences de publication différentes (quotidienne, hebdomadaire, mensuelle ou trimestrielle). Les données publiées à intervalles très rapprochés peuvent être des sources d'information utiles; par exemple, si les économistes ne tenaient compte que des chiffres trimestriels, l'information disponible tout au long du trimestre, comme les données quotidiennes sur les indices boursiers, pourrait être perdue. Les séries tronquées, qui s'expliquent surtout par la redéfinition des variables, constituent une autre difficulté.

Les organismes qui rassemblent ces statistiques doivent arbitrer entre rapidité et précision au moment de diffuser leurs premières estimations. Si les chiffres ne sont pas publiés en temps opportun ou s'ils sont inexacts, des conclusions erronées risquent d'être tirées quant à l'état de l'économie. Tous ces écueils font de l'analyse conjoncturelle un processus complexe. Le présent article porte sur le volet prévision de l'analyse conjoncturelle et décrit un modèle indicateur des plus perfectionnés, récemment conçu pour suivre la croissance à court terme du PIB réel du Canada. Ce modèle permet de résoudre la plupart des difficultés inhérentes à l'analyse conjoncturelle et peut être employé de façon complémentaire avec le large éventail de modèles et de sources d'information que la Banque utilise et soupèse pour produire ses prévisions à court terme[2].

Pour produire ses prévisions à court terme, la Banque utilise un vaste éventail de modèles et de sources d'information et recourt au jugement d'experts.

Les modèles factoriels, outils de suivi de l'économie

Le personnel de la Banque dispose de plusieurs outils statistiques pour suivre l'évolution de l'économie à un horizon rapproché. Il s'agit majoritairement de modèles économétriques, c.-à-d. d'approximations mathématiques simplifiées d'une réalité complexe en constante évolution. Le choix des variables est guidé par la théorie économique, et les relations qui les unissent sont mises au jour par le recours à des méthodes statistiques.

2 Granziera, Luu et St-Amant (p. 16, présente livraison) concluent que les prévisions établies au moyen de modèles combinés sont habituellement plus précises que celles obtenues à l'aide de divers modèles de référence pris isolément.

Encadré 1

Spécification et estimation des modèles factoriels

En règle générale, les modèles factoriels peuvent s'écrire comme suit :

$$x_{it} = \lambda_i f_t + e_{it},$$

où

$$f_t = \sum_{j=0}^{q} \varphi_j f_{t-j} + u_t.$$

La variable x_{it} désigne l'une des N variables observées dans le modèle et t représente la période. On suppose que chacune des variables $\{x_{it}\}_{i=1}^{N}$ est fonction d'un facteur latent (inobservable), f_t, et d'une composante idiosyncrasique, e_{it}. Le terme $\lambda_i f_t$ désigne la composante commune qui sous-tend x_{it}, λ_i correspondant à la saturation factorielle de la variable i. La saturation peut être définie comme l'effet marginal du facteur inobservable f_t sur x_{it}. On fait l'hypothèse qu'il n'existe aucune corrélation entre les composantes idiosyncrasiques et qu'il n'y a pas non plus de corrélation entre celles-ci et la composante commune non observée. En outre, on postule que f_t suit un processus autorégressif stationnaire en covariance. Si les valeurs de f_t étaient connues, on pourrait estimer les paramètres λ_i et φ_j par le truchement d'une analyse de régression. Malheureusement, on ne connaît pas les valeurs de f_t, λ_i et φ_j. Les seuls éléments connus dans le système d'équations ci-dessus sont les valeurs observées des variables $\{x_{it}\}_{i=1}^{N}$.

Comme λ_i et f_t ne sont pas observés, le modèle factoriel n'est pas identifié, en ce sens que certaines restrictions doivent être imposées pour qu'on puisse l'estimer. Lorsque les variables sont relativement peu nombreuses, et si on suppose que la fonction de répartition des résidus est une loi normale, on peut recourir à la méthode du maximum de vraisemblance et à celle du filtre de Kalman pour estimer les saturations factorielles et le facteur commun (Stock et Watson, 1991; Kalman, 1960). L'analyse en composantes principales, fruit des travaux du mathématicien britannique Karl Pearson en 1901, est une autre méthode permettant d'estimer le facteur latent commun (Pearson, 1901). Les résultats empiriques donnent à penser que les modèles factoriels estimés à l'aide du filtre de Kalman peuvent produire, à partir d'un ensemble de données particulier, des prévisions d'aussi bonne qualité que les modèles issus d'une analyse en composantes principales (Boivin et Ng, 2005).

Diverses études ont démontré que les modèles factoriels ont le potentiel nécessaire pour extraire l'information utile contenue dans de multiples indicateurs, principal défi posé aux conjoncturistes. Les modèles factoriels décrivent la relation entre des variables corrélées observées en fonction de quelques variables inobservables, appelées facteurs et présumées pouvoir rendre compte de l'évolution et des mouvements communs d'un grand nombre de variables observées. Les mouvements du PIB réel, par exemple, sont corrélés avec ceux d'autres variables mesurées, comme l'emploi et la confiance des consommateurs. Les modèles factoriels traduisent de façon formelle l'idée que le vrai cycle conjoncturel n'est pas directement observable et que le meilleur moyen de le mesurer consiste à estimer les mouvements communs à diverses séries chronologiques économiques (Burns et Mitchell, 1946; Lucas, 1977) (**Encadré 1**). Une fois révélés les mouvements communs latents, l'information tirée de divers indicateurs peut servir à prédire la croissance du PIB réel.

Diverses études ont démontré que les modèles factoriels ont le potentiel nécessaire pour extraire l'information utile contenue dans de multiples indicateurs.

On appelle analyse factorielle l'extraction d'éventuelles régularités au moyen de ces modèles. Cette méthode a été créée en 1904 par le psychologue britannique Charles Spearman, dans le cadre de ses recherches sur l'intelligence (Spearman, 1904). Selon lui, un facteur général d'intelligence unique pouvait expliquer la disparité des performances d'un sujet à divers tests de capacité cognitive. Geweke (1977) ainsi que Sargent et Sims (1977) ont été parmi les premiers à modéliser des séries chronologiques économiques à l'aide de modèles factoriels.

Les modèles factoriels permettent de résumer l'apport prédictif de nombreux indicateurs sans avoir à renoncer à l'information pertinente que renferment les différentes séries de données. Si, à un moment précis, tous les

indicateurs évoluent de la même manière, le modèle cernera facilement la tendance haussière ou baissière. Lorsque maints indicateurs évoluent dans des directions opposées et qu'il n'y a pas de tendance évidente à la hausse ou à la baisse, on a recours à une moyenne pondérée. On attribue alors un poids plus grand aux séries plus informatives d'après les corrélations historiques et généralement un poids moins élevé aux séries plus volatiles.

Un modèle indicateur de la croissance à court terme au Canada

Le modèle factoriel de la Banque du Canada — appelé CSI (pour Canada's Short-Term Indicator) — reprend la méthode adoptée par Camacho et Perez-Quiros (2010). Celle-ci permet d'utiliser dans un même modèle des séries d'observations qui sont incomplètes en raison des délais de parution, qui sont de longueurs variées ou encore de périodicités diverses (p. ex., mensuelle et trimestrielle) ou qui ont fait l'objet de transformations différentes (taux de croissance calculés sur une base mensuelle ou trimestrielle ou sur douze mois). La méthode de Camacho et Perez-Quiros offre en outre la possibilité de tenir compte des multiples versions des données publiées sur le PIB et, partant, d'exploiter les chiffres mensuels du PIB réel canadien. Le modèle est autonome : il génère des prévisions internes pour chacun des indicateurs, lesquelles permettent d'évaluer l'effet de l'arrivée de chaque nouvelle information sur la prévision du taux de croissance du PIB réel.

L'élaboration de prévisions au moyen de CSI comporte trois étapes importantes : 1) la collecte d'informations provenant d'une large gamme d'indicateurs économiques[3]; 2) l'évaluation exhaustive de ces renseignements (à cette étape, le modèle soupèse les indicateurs et détermine les poids à attribuer à chacun d'eux); et 3) le calcul de la composante commune et de la prévision du taux de croissance du PIB réel.

Principales caractéristiques de CSI

CSI est un modèle mensuel dynamique à un facteur, qui part du principe que toute série de données peut être décomposée en deux éléments : une composante commune à toutes les variables du modèle et une composante idiosyncrasique. Les projections établies pour chacun des indicateurs retenus dans le modèle se fondent sur la composante commune et sur la dynamique propre à chacun d'eux, modélisée par un processus autorégressif dans lequel les valeurs courantes de l'indicateur sont entièrement expliquées par ses valeurs passées. Les données empiriques analysées vont de 1982 à 2012.

◂ *CSI part du principe que toute série de données peut être décomposée en deux éléments : une composante commune à toutes les variables du modèle et une composante idiosyncrasique.*

Bien que CSI soit un modèle mensuel, les indicateurs sous-jacents comprennent des variables trimestrielles. Le modèle traite simplement ces dernières comme des séries mensuelles dans lesquelles il manque des observations. Les indicateurs trimestriels sont reliés au facteur mensuel au moyen d'une formule mathématique qui exprime les taux de croissance trimestriels sous la forme de taux de croissance mensuels à la fois pour le trimestre en cours (trimestre mesuré) et le trimestre précédent[4] (Statistique Canada, 2011). Cette formule implique qu'on connaît environ 66 % de la

3 Armah (p. 37, présente livraison) se penche sur l'augmentation rapide du nombre d'indicateurs potentiels découlant de l'évolution des technologies de l'information.

4 Ce sont les chiffres du premier mois du trimestre en cours qui influent le plus sur la croissance trimestrielle (pondération de 1). Viennent ensuite (en ordre décroissant d'importance) les chiffres du dernier mois du trimestre précédent et du deuxième mois du trimestre courant (pondération de 2/3) et ceux du dernier mois du trimestre courant et du deuxième mois du trimestre précédent (pondération de 1/3).

croissance trimestrielle après la publication des chiffres du premier mois d'un trimestre donné et à peu près 90 % de la croissance trimestrielle après deux mois.

Contrairement aux organismes statistiques des États-Unis et de certains autres pays, qui fournissent une estimation préliminaire et une estimation avancée du PIB réel trimestriel, Statistique Canada publie chaque mois des chiffres sur le PIB. Sur le plan conceptuel, les séries mensuelle et trimestrielle ne sont pas identiques : dans le cas de la première, le PIB réel est calculé aux prix de base, tandis que pour la seconde, il est mesuré aux prix du marché, qui tiennent compte du montant net des taxes sur les produits. Malgré cette différence d'ordre conceptuel, les deux mesures du PIB réel présentent souvent une dynamique de croissance trimestrielle similaire. On peut dès lors faire l'hypothèse que les chiffres du PIB réel du premier et du deuxième mois du trimestre peuvent servir d'estimations initiales du PIB réel trimestriel aux prix du marché. Notre traitement de cet indicateur mensuel clé est par conséquent semblable à l'usage qui est fait des estimations préliminaire et avancée du PIB réel trimestriel dans les autres pays. Comme l'indiquent Camacho et Perez-Quiros (2010), ces estimations initiales du PIB sont incomplètes et l'écart entre celles-ci et le chiffre trimestriel publié pour le PIB est imprévisible.

Indicateurs retenus dans CSI

En théorie, les modèles factoriels devraient pouvoir traiter l'information contenue dans un très grand nombre d'indicateurs, mais Boivin et Ng (2006) montrent que dans la réalité, les prévisions issues de vastes ensembles de données ne sont pas nécessairement plus exactes. Pour les besoins de CSI, nous avons donc choisi des indicateurs qui respectent les deux critères suivants : les variables doivent être directement liées à l'économie canadienne, et les prévisions effectuées sur la dernière décennie doivent être plus exactes que celles des modèles de référence simples décrits dans la littérature[5].

Dans sa version actuelle, CSI comprend 32 indicateurs, dont la plupart sont des statistiques bien connues sur le Canada.

Le personnel de la Banque a évalué au fil du temps la capacité de divers indicateurs à prédire le taux de croissance du PIB réel. Dans sa version actuelle, CSI comprend 32 indicateurs[6] (**Annexe 1**), dont la plupart sont des statistiques bien connues sur le Canada, par exemple le nombre total d'heures travaillées (d'après l'Enquête sur la population active), le commerce de détail et les mises en chantier de logements. Parmi les autres indicateurs, on compte l'information fournie par les enquêtes d'opinion (au sujet de la confiance des consommateurs, par exemple), des données financières et des variables internationales. Des séries de données américaines et l'indice mondial des directeurs d'achat pour le secteur de la fabrication (indice PMI) servent d'indicateurs indirects de la demande d'exportations canadiennes dans le monde[7]. Ainsi qu'il a déjà été mentionné, après chacun des deux premiers mois du trimestre, on dispose d'estimations initiales du PIB trimestriel grâce aux chiffres mensuels du PIB. De plus, un indicateur

5 Nous avons comparé les prévisions produites par CSI à celles d'un modèle autorégressif de même qu'à la moyenne inconditionnelle de la série d'observations.

6 Au départ, nous envisagions d'utiliser une cinquantaine d'indicateurs. Seuls les indicateurs qui apportaient une information nouvelle par rapport aux autres séries de données ont été retenus dans le modèle.

7 Morel (2012) présente une mesure de l'activité économique étrangère qui reflète assez bien l'évolution passée des exportations canadiennes. Cette mesure englobe la consommation, l'investissement dans le secteur résidentiel et les investissements des entreprises aux États-Unis ainsi que le PIB d'autres pays étrangers. Dans CSI, les indicateurs de l'activité aux États-Unis sont les ventes au détail, les ventes d'automobiles, les mises en chantier de logements et la production industrielle dans ce pays.

trimestriel supplémentaire calculé à partir des chiffres des deux derniers mois du trimestre précédent est incorporé dans le modèle afin de rendre compte de la dynamique initiale d'un nouveau trimestre[8]. L'ajout de données d'enquêtes d'opinion et d'indicateurs financiers disponibles rapidement enrichit le modèle d'informations précoces sur le trimestre considéré et est susceptible d'améliorer la qualité de la prévision[9].

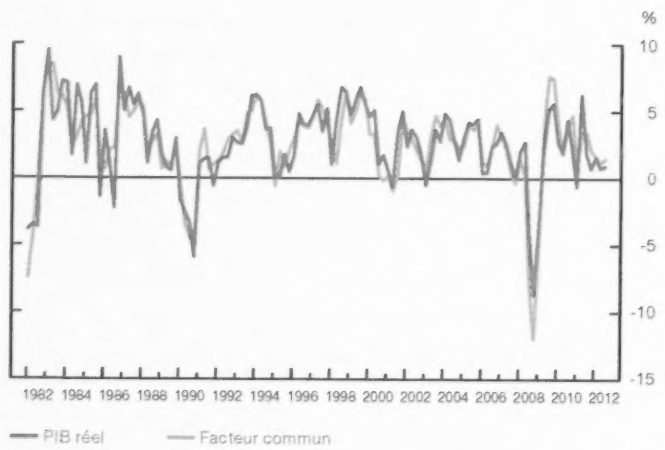
Pouvoir de prévision de CSI

Le modèle part du principe que les mouvements communs à tous les indicateurs — le facteur commun — sont liés au cycle économique, mesuré par la progression du PIB réel. Le profil d'évolution du facteur commun devrait par conséquent être similaire à celui de la croissance du PIB réel. CSI a de fait un bon pouvoir de prévision, puisqu'il explique environ 75 % de la variation du taux de croissance trimestriel du PIB réel entre 1982 et 2012 (**Graphique 1**).

CSI explique environ 75 % de la variation du taux de croissance trimestriel du PIB réel entre 1982 et 2012.

Graphique 1 : Croissance trimestrielle du PIB réel et facteur commun

Taux trimestriel annualisé



Sources : Statistique Canada et calculs de la Banque du Canada — Dernière observation : 2012T4

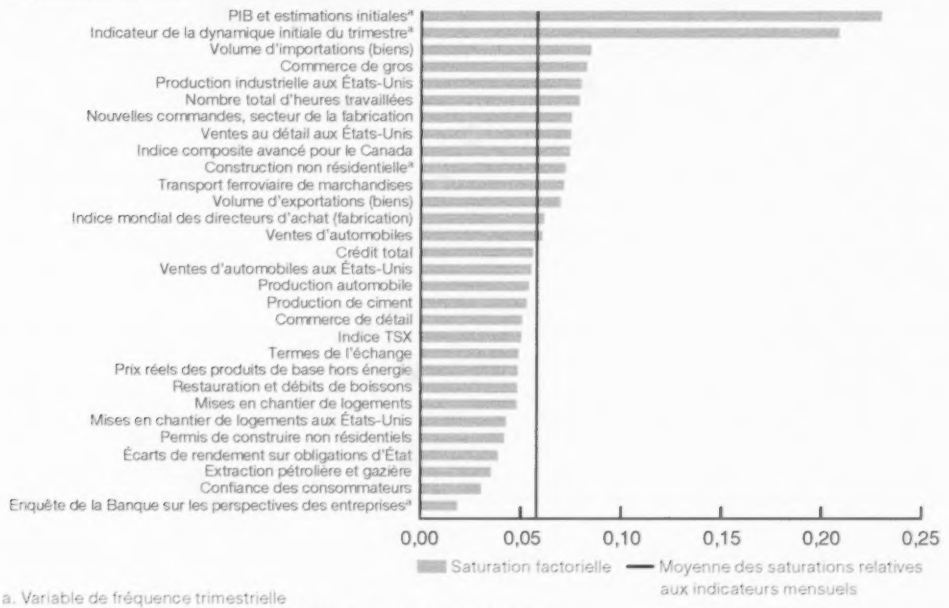
Par ailleurs, les résultats de l'estimation (les saturations factorielles) donnent à penser que tous les indicateurs qui ont été retenus dans le modèle sont corrélés positivement avec le facteur commun[10]. Le degré de corrélation varie cependant d'un indicateur à l'autre (**Graphique 2**). Conformément aux attentes, les variables les plus étroitement liées au facteur commun et pesant le plus dans la prévision du modèle sont l'indicateur de la dynamique initiale du trimestre et le PIB (tant les estimations initiales de ce dernier que les chiffres trimestriels publiés). En ce qui regarde les variables mensuelles, la relation avec le facteur commun varie selon qu'il s'agit de variables réelles, de données d'enquêtes d'opinion ou de variables financières. La

8 À l'heure actuelle, lorsque les données de cet indicateur et les estimations initiales ne sont pas encore connues, nous utilisons la moyenne mobile du taux de croissance des trois mois précédents pour évaluer la vigueur de l'activité économique au début du trimestre.

9 Les variables représentées sous la forme de taux de croissance (c'est le cas de la majorité des indicateurs) sont exprimées en différences logarithmiques, alors que les autres le sont en niveaux logarithmiques. Les données ont été transformées de manière à stationnariser toutes les séries et à optimiser le pouvoir prédictif du modèle hors échantillon.

10 Les saturations factorielles mesurent l'effet d'une variation unitaire du facteur commun sur les variables observées.

Graphique 2 : Saturations factorielles de CSI



a. Variable de fréquence trimestrielle
Nota : Voir l'Encadré 1 pour en savoir plus sur les saturations factorielles.
Source : calculs de la Banque du Canada

plupart des variables qui présentent un degré de corrélation supérieur à la moyenne sont des indicateurs courants, liés à l'économie réelle, excepté l'indice PMI mondial. Quinze indicateurs mensuels affichent un degré de corrélation inférieur à la moyenne; le délai de publication de huit d'entre eux étant très court, ceux-ci ont été intégrés au modèle dans le but d'en améliorer la performance tôt dans le cycle de prévision.

Afin d'évaluer le pouvoir prédictif de CSI au-delà de la période d'estimation, nous nous livrons à un exercice en temps quasi réel, dans le cadre duquel le modèle exploite uniquement l'information disponible au moment de l'élaboration des prévisions. Ces conditions s'apparentent à celles dans lesquelles travaillent les analystes de la Banque. L'exercice se déroule en temps quasi réel, plutôt qu'en temps réel, parce qu'on ne dispose pas des données initiales non révisées pour chacun des indicateurs[11]. La qualité des prévisions du modèle est évaluée douze fois durant le cycle de prévision. Pour un trimestre donné, le cycle s'étend sur six mois, et une prévision est établie toutes les deux semaines. À titre d'exemple, la prévision initiale concernant le quatrième trimestre de 2012 est produite au début de septembre 2012, alors que la dernière est formulée dans la seconde quinzaine de février 2013 (c'est-à-dire juste avant la diffusion des chiffres de la croissance du PIB réel pour le quatrième trimestre).

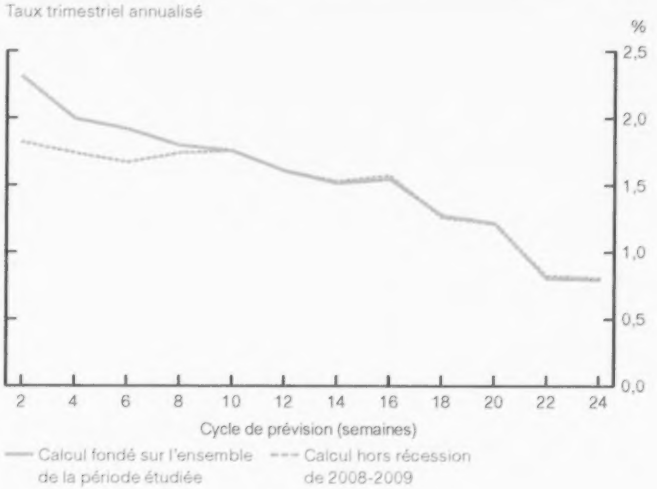
Dans l'ensemble, CSI se comporte de la manière attendue. Les prévisions initiales du modèle ne sont pas très précises, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne dépassant les 2 % (**Graphique 3**). Cette lacune s'explique en partie par l'incapacité du modèle à prévoir la grave récession économique de 2008-2009. Toutefois, le modèle gagne en précision à mesure qu'augmente la quantité d'informations. On note une amélioration

◀ *Dans l'ensemble, CSI se comporte de la manière attendue, gagnant en précision à mesure qu'augmente la quantité d'informations.*

11 L'utilisation de données en temps réel permettrait de se faire une opinion plus juste de la capacité prédictive du modèle. Ce type d'analyse sera approfondi dans des travaux futurs.

Graphique 3 : **Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision, 2000T1-2012T4**

Taux trimestriel annualisé



Source : calculs de la Banque du Canada

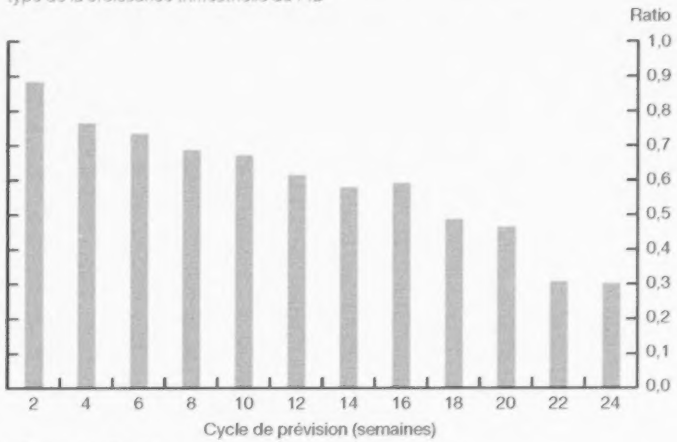
sensible aux semaines 18 et 22, lorsque sont publiés les chiffres du PIB mensuel pour le premier puis pour le deuxième mois du trimestre. Cela n'a rien d'étonnant, puisque le PIB calculé aux prix de base et le PIB aux prix du marché sont fortement corrélés à l'horizon du trimestre, même si les deux agrégats sont définis de façon légèrement différente.

Une autre mesure intéressante de la capacité prédictive d'un modèle est l'horizon de prévision utile maximal, donné par le ratio de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne à l'écart-type de la croissance trimestrielle du PIB. Lorsque ce ratio est supérieur à un, les prévisions de CSI sont moins exactes que celles tirées d'un modèle dans lequel le taux de croissance du PIB est simplement présumé égal à la valeur moyenne de la série d'observations (c.-à-d. égal à la moyenne inconditionnelle). Le niveau du ratio permet donc de savoir à quel horizon les indicateurs envoient des signaux utiles. Comme on peut le voir au **Graphique 4**, CSI fournit plus d'information que la moyenne inconditionnelle dès le mois qui précède le début du trimestre considéré. Par exemple, les prévisions que le modèle produit en septembre (semaines 2 et 4) pour le quatrième trimestre de l'année sont en moyenne plus précises qu'une prévision fondée sur la moyenne inconditionnelle des taux de croissance du PIB réel.

Si le degré de précision numérique est un aspect important, la capacité de prévoir le sens des variations est également cruciale. Ainsi, le *taux de réussite* indique la fréquence à laquelle un modèle arrive à prédire correctement si le taux de croissance d'une variable a augmenté ou diminué. S'il est vrai que le degré de précision de CSI laisse à désirer au début du cycle de prévision (**Graphique 3**), le modèle permet de prévoir correctement l'orientation du taux de croissance dans plus de 60 % des cas (**Graphique 5**). Et au fil des semaines, à mesure que s'ajoutent de nouvelles données, le taux de réussite s'élève, pour atteindre environ 90 %.

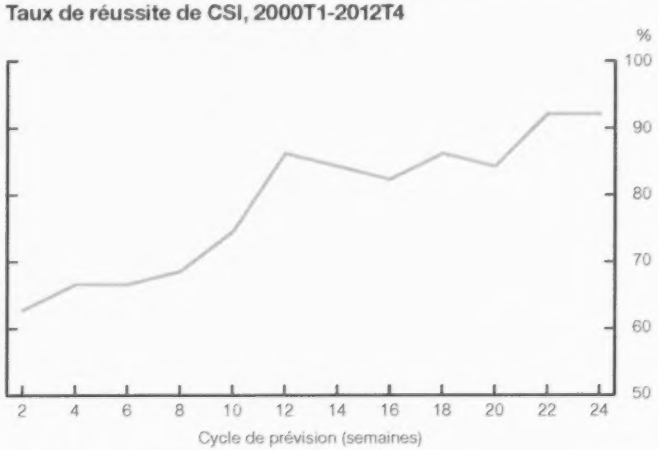
Graphique 4 : **Horizon de prévision utile maximal de CSI, 2000T1-2012T4**

Ratio de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision à l'écart-type de la croissance trimestrielle du PIB



Source : calculs de la Banque du Canada

Graphique 5 : **Taux de réussite de CSI, 2000T1-2012T4**



Source : calculs de la Banque du Canada

Conclusion

CSI a pour fonction première d'offrir un outil de prévision à court terme capable d'exploiter d'importants volumes de données sans faire intervenir le jugement humain. Ce modèle permet une extraction plus systématique de l'information que contiennent certains indicateurs, dont la valeur devait auparavant être analysée pour prévoir le PIB. Les modèles factoriels peuvent traiter un grand nombre d'indicateurs et ont la capacité (c'est le cas de CSI) de produire une nouvelle prévision de la croissance du PIB réel presque immédiatement après la sortie des chiffres d'un indicateur. Si ces résultats sont encourageants, il n'empêche que l'analyse conjoncturelle ne doit pas reposer machinalement sur les pronostics d'un seul modèle. De fait, pour produire ses prévisions à court terme, la Banque du Canada recourt à un vaste éventail de modèles et de sources d'information de même qu'au jugement d'experts. Elle considère CSI comme un complément utile à ses autres instruments de prévision, qui fournit de précieux renseignements sur l'orientation du taux de croissance de l'économie durant le

trimestre en cours et pour le trimestre à venir. Cela dit, d'autres évaluations de la qualité des prévisions en temps réel du modèle seront nécessaires pour prendre la pleine mesure de son potentiel.

Annexe 1

Indicateurs retenus dans CSI

Indicateur	Source[a]	Fréquence
1. Première estimation initiale (PIB du premier mois)†	STC	Trimestrielle
2. Deuxième estimation initiale (PIB du deuxième mois)†	STC	Trimestrielle
3. PIB trimestriel†	STC	Trimestrielle
4. Indicateur de la dynamique initiale du trimestre†	STC	Trimestrielle
5. Production industrielle aux États-Unis†	FED	Mensuelle
6. Nombre total d'heures travaillées (Enquête sur la population active)†	STC	Mensuelle
7. Indice composite avancé pour le Canada†	STC et IML	Mensuelle
8. Ventes au détail aux États-Unis†	USCB	Mensuelle
9. Indice mondial des directeurs d'achat (fabrication)††	J.P. Morgan	Mensuelle
10. Prix réels des produits de base hors énergie†††	BC	Mensuelle
11. Termes de l'échange†	STC	Mensuelle
12. Indice TSX†††	STC	Mensuelle
13. Commerce de gros†	STC	Mensuelle
14. Confiance des consommateurs††	CBC	Mensuelle
15. Ventes d'automobiles†	STC	Mensuelle
16. Volume d'importations (biens)†	STC	Mensuelle
17. Volume d'exportations (biens)†	STC	Mensuelle
18. Commerce de détail†	STC	Mensuelle
19. Nouvelles commandes dans le secteur de la fabrication†	STC	Mensuelle
20. Ventes d'automobiles aux États-Unis†	WA	Mensuelle
21. Restauration et débits de boissons†	STC	Mensuelle
22. Extraction pétrolière et gazière†	STC	Mensuelle
23. Enquête de la Banque du Canada sur les perspectives des entreprises†† (solde moyen des opinions concernant la croissance passée des ventes, la croissance future des ventes, les investissements en machines et matériel et les pressions s'exerçant sur les prix des extrants; pourcentage d'entreprises indiquant qu'elles auraient de sérieuses difficultés ou quelques difficultés à répondre à la demande ou qu'elles souffrent de pénuries de main-d'œuvre)	BC	Trimestrielle
24. Transport ferroviaire de marchandises†	STC	Mensuelle
25. Mises en chantier de logements†	SCHL	Mensuelle
26. Mises en chantier de logements aux États-Unis†	USCB	Mensuelle
27. Production automobile†	WA	Mensuelle
28. Production de ciment†	STC	Mensuelle

(suite à la page suivante)

Annexe 1 *(suite)*

Indicateurs retenus dans CSI

Indicateur	Source[a]	Fréquence
29. Construction non résidentielle‡	STC	Trimestrielle
30. Crédit total (ménages et entreprises)‡‡‡	BC	Mensuelle
31. Permis de construire non résidentiels‡	STC	Mensuelle
32. Écarts de rendement relatifs aux obligations du gouvernement du Canada‡‡‡ (rendement des obligations à 5 ans moins rendement des bons du Trésor à 3 mois)	STC	Mensuelle

‡ Indicateur de l'économie réelle ‡‡ Données d'enquêtes d'opinion ‡‡‡ Indicateur financier

a. Les indicateurs retenus dans le modèle ont été obtenus des sources suivantes : Statistique Canada (STC), Banque du Canada (BC), Société canadienne d'hypothèques et de logement (SCHL), Conference Board du Canada (CBC), Institut Macdonald-Laurier (IML), WardsAuto (WA), Bureau du recensement des États-Unis (USCB), Conseil des gouverneurs de la Réserve fédérale (FED) et J.P. Morgan.

Ouvrages et articles cités

Armah, N. A. (2013). « L'analyse des mégadonnées : un nouveau domaine à explorer », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 37-45.

Boivin, J., et S. Ng (2005). « Understanding and Comparing Factor-Based Forecasts », *International Journal of Central Banking*, vol. 1, n° 3, p. 117-151.

——— (2006). « Are More Data Always Better for Factor Analysis? », *Journal of Econometrics*, vol. 132, n° 1, p. 169-194.

Burns, A. F., et W. C. Mitchell (1946). *Measuring Business Cycles*, Cambridge (Massachusetts), National Bureau of Economic Research.

Camacho, M., et G. Perez-Quiros (2010). « Introducing the Euro-Sting: Short-Term Indicator of Euro Area Growth », *Journal of Applied Econometrics*, vol. 25, n° 4, p. 663-694.

Coletti, D., et S. Kozicki (2013). « Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 1-3.

Geweke, J. (1977). « The Dynamic Factor Analysis of Economic Time Series Models », *Latent Variables in Socioeconomic Models*, sous la direction de D. Aigner et A. Goldberger, Amsterdam, North-Holland, p. 365-383.

Granziera, E., C. Luu et P. St-Amant (2013). « L'exactitude des combinaisons de prévisions à court terme », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 16-25.

Kalman, R. E. (1960). « A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems », *Journal of Basic Engineering*, vol. 82, n° 1, p. 35-45.

Lucas, R. E. (1977). « Understanding Business Cycles », *Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy*, vol. 5, n° 1, p. 7-29.

Morel, L. (2012). *A Foreign Activity Measure for Predicting Canadian Exports*, document d'analyse n° 2012-1, Banque du Canada.

Pearson, K. (1901). « On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space », *Philosophical Magazine*, vol. 2, n° 6, p. 559-572.

Sargent, T. J., et C. A. Sims (1977). *Business Cycle Modeling Without Pretending to Have Too Much A Priori Economic Theory*, document de travail n° 55, Banque fédérale de réserve de Minneapolis.

Spearman, C. (1904). « The Proof and Measurement of Association Between Two Things », *The American Journal of Psychology*, vol. 15, n° 1, p. 72-101.

Statistique Canada (2011). « La relation entre les taux de croissance mensuels, trimestriels et annuels », *L'observateur économique canadien*, vol. 24, n° 6, publication n° 11-010-X au catalogue, juin.

Stock, J. H., et M. W. Watson (1991). « A Probability Model of the Coincident Economic Indicators », *Leading Economic Indicators: New Approaches and Forecasting Records*, sous la direction de K. Lahiri et G. H. Moore, Cambridge (Royaume-Uni), Cambridge University Press, p. 63-90.

L'exactitude des combinaisons de prévisions à court terme

Eleonora Granziera, Corinne Luu et Pierre St-Amant, Analyses de l'économie canadienne

- Dans le présent article, nous évaluons si, et dans quelles conditions, la combinaison de prévisions du produit intérieur brut réel issues de différents modèles permet d'améliorer le pouvoir prédictif. Nous examinons également quelles méthodes de combinaison de modèles donnent les meilleurs résultats.
- Conformément aux travaux antérieurs, nous concluons que les prévisions établies au moyen de modèles combinés sont habituellement plus précises que celles obtenues à l'aide de divers modèles de référence pris individuellement.
- À l'encontre des données de plusieurs études, nous avons néanmoins constaté que l'attribution d'un même poids à tous les modèles ne constitue pas toujours la méthode optimale. Le choix de pondérations non uniformes, déterminées en fonction de la qualité des prévisions passées des modèles, a généralement pour effet d'accroître le pouvoir prédictif lorsque les prévisions diffèrent sensiblement d'un modèle à l'autre.

Aux fins de la conduite de la politique monétaire, les banques centrales doivent régulièrement évaluer l'état actuel et futur de l'économie. Pour ce faire, elles s'appuient à la fois sur l'opinion de spécialistes et sur les résultats de plusieurs modèles, aucun modèle ne pouvant à lui seul fournir les meilleures prévisions dans toutes les circonstances et à tous les horizons. Par exemple, certains modèles donnent de bonnes prévisions pour le trimestre en cours, et d'autres seulement pour le trimestre à venir ou celui d'après. Par ailleurs, à cause des flux de nouvelles données, des changements structurels de l'économie et de l'apparition de nouvelles techniques de modélisation, l'utilité relative de chacun des modèles a tendance à varier au fil du temps. C'est pourquoi les économistes de la Banque du Canada revoient périodiquement l'ensemble de modèles sur lesquels reposent leurs analyses conjoncturelles et leurs prévisions à court terme.

En raison de la qualité prédictive incertaine de chacun des modèles, des chercheurs ont proposé une stratégie de diversification consistant à agréger les prévisions issues de différents modèles. Il se peut en effet qu'une telle

La *Revue de la Banque du Canada* paraît quatre fois l'an. Les articles sont soumis à un rigoureux processus d'examen. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et ne traduisent pas nécessairement le point de vue de la Banque. Les articles de la *Revue* peuvent être reproduits ou cités dans la mesure où le nom de la publication ainsi que la livraison d'où sont tirés les renseignements sont mentionnés expressément.

stratégie permette d'obtenir des prévisions moins vulnérables aux ruptures structurelles et de réduire le risque que les décisions se fondent sur les résultats de modèles ayant un piètre pouvoir prédictif. De nombreuses recherches ont de fait aussi démontré que les prévisions générées au moyen de modèles combinés sont plus précises et plus solides que celles formulées à partir d'un seul modèle (Stock et Watson, 2004).

Dans le présent article, nous exposons les principales conclusions d'un projet de recherche récent dont le but était d'évaluer s'il est possible d'améliorer l'exactitude et la robustesse des prévisions à l'aide de diverses combinaisons de modèles. Ce projet portait sur les modèles qu'utilisait la Banque pour formuler ses prévisions au sujet de l'évolution du produit intérieur brut (PIB) réel du Canada, que celles-ci concernent le trimestre précédent (avant que les données de ce trimestre soient publiées par Statistique Canada), le trimestre en cours ou un horizon peu éloigné (habituellement un ou deux trimestres)[1]. Nous décrirons d'abord brièvement ces modèles, puis nous expliquerons de quelle manière ils ont été estimés et comment les prévisions ont été établies. Nous présenterons enfin les méthodes de combinaison de prévisions et les résultats de celles-ci.

Modèles : descriptions et prévisions

Dans notre évaluation des avantages d'une approche combinatoire, nous nous concentrons sur un ensemble de modèles simples ainsi que sur des outils plus complexes que la Banque a utilisés pour prédire la croissance trimestrielle du PIB réel du Canada (mesuré aux prix du marché, à partir des comptes nationaux des revenus et dépenses publiés par Statistique Canada). Certains des modèles de notre échantillon sont conçus pour prévoir la croissance trimestrielle du PIB réel à très court terme, tandis que d'autres produisent des prévisions plus précises à des horizons plus éloignés, soit jusqu'à quatre trimestres après la dernière parution des données relatives au PIB réel (**Tableau 1**). Les prévisions générées par chacun de ces outils sont combinées en une prévision de la croissance trimestrielle annualisée du PIB réel à court terme (soit pour les deux trimestres suivant la publication par Statistique Canada des derniers chiffres trimestriels du PIB réel) ainsi qu'à des horizons un peu plus lointains (soit de trois à quatre trimestres après la sortie des statistiques les plus récentes).

Pour évaluer et combiner les prévisions produites par les divers modèles, nous devons générer celles-ci d'une manière similaire à celle employée dans la pratique pour prévoir la croissance du PIB réel. La cuvée de données[2] du deuxième trimestre de 2011 des comptes nationaux a été utilisée pour toutes les estimations (en dépit du fait que l'échantillon augmente au fil du temps); il convient de noter que le début de la période d'estimation varie d'un modèle à l'autre. À des moments prédéterminés, des prévisions sont formulées à un horizon allant jusqu'à quatre trimestres après la plus récente publication des données trimestrielles sur le PIB réel (**Encadré 1**). Les premières prévisions ont lieu dix mois et demi avant la parution des chiffres du PIB réel pour le trimestre visé. Onze prévisions sont générées au total : une durant la semaine qui précède la première date d'annonce préétablie de chaque trimestre et deux autres immédiatement avant et

1 Bien que la Banque ait encore recours à quelques-uns de ces modèles, elle a abandonné certains d'entre eux et en a ajouté d'autres.

2 Une cuvée est l'estimation la plus récente, disponible à un moment précis, de tous les points constitutifs d'une série donnée.

Tableau 1 : **Modèles relatifs au PIB réel utilisés dans les combinaisons de prévisions**

Nom	Type de modèle	Horizon de prévision[a]	Variables
Modèle espace d'états de prévision pour la période en cours	Modèle factoriel	De un à deux trimestres	Données financières hebdomadaires et données mensuelles (total des heures travaillées, PIB réel mensuel, mises en chantier de logements, etc.)
Modèle BVAR	Modèle vectoriel autorégressif bayésien	De un à quatre trimestres	Variables macroéconomiques canadiennes et américaines clés (croissance du PIB réel des États-Unis, inflation fondamentale, taux d'intérêt, etc.)
Modèle d'agrégation des prévisions régionales	Modèle regroupant les prévisions de modèles portant sur chacune des régions du Canada	De un à deux trimestres	Indicateurs provinciaux (comptes économiques provinciaux, ventes des fabricants, emploi, ventes au détail, etc.)
Modèle d'étalonnage des variables de l'offre	Modèle linéaire univarié	De un à deux trimestres	Commerce de gros, mises en chantier de logements, taux d'intérêt, ventes au détail aux États-Unis et consommation des ménages américains
Modèles de courbe IS (au nombre de 2)	Modèles linéaires univariés	De un à quatre trimestres	Production mondiale, taux d'intérêt, taux de change et prix des produits de base. Un des modèles inclut la confiance des consommateurs.
Modèle de courbe de rendement	Modèle linéaire univarié	De un à quatre trimestres	Courbe de rendement décalée (écart entre le taux du financement à un jour et le taux des obligations à dix ans du gouvernement du Canada)
Modèle fondé sur l'indicateur composite avancé du Canada[b]	Modèle linéaire univarié	De un à deux trimestres	L'indicateur composite avancé de l'activité réelle englobe plusieurs indicateurs du PIB réel (indice du logement, masse monétaire [M1], indice boursier TSE 300, indicateur avancé du Conference Board pour les États-Unis, etc.)
Modèle d'heures travaillées	Modèle linéaire univarié	De un à quatre trimestres	Modèle basé sur la croissance du total des heures travaillées
Modèle autorégressif à retards échelonnés	Modèle linéaire univarié	De un à quatre trimestres	Variables financières, indicateur composite avancé, crédits aux entreprises, emploi et croissance du PIB réel des États-Unis
Modèle de la masse monétaire au sens étroit	Modèle linéaire univarié	De un à deux trimestres	Masse monétaire (M1+)

a. Après la sortie des plus récentes statistiques sur la croissance du PIB réel

b. Depuis la réalisation de notre projet de recherche, Statistique Canada a cessé de publier l'indicateur composite avancé; par conséquent, nous avons modifié ce modèle afin d'y incorporer une mesure de l'activité différente, quoique similaire.

après la publication des données des comptes nationaux[3]. Les prévisions se fondent sur les renseignements qui étaient alors disponibles sur le PIB réel trimestriel et sur les variables de fréquence mensuelle ou hebdomadaire retenues dans les modèles (les données ayant servi à l'estimation initiale des modèles s'arrêtent en 1999). Lorsque les chiffres d'un nouveau trimestre sont publiés, nous estimons de nouveau les modèles et répétons le cycle de prévisions, et ce, jusqu'en 2011. Nous évaluons ensuite les modèles en comparant les prévisions qui en ont été tirées avec la croissance trimestrielle effective du PIB réel (d'après la cuvée du deuxième trimestre de 2011). Les données faisant généralement l'objet de révisions au fil des ans, ce dont le présent exercice ne tient pas compte, les résultats doivent être considérés comme un indicateur de l'exactitude en temps réel des prévisions et donc être interprétés avec prudence.

3 Le nombre des prévisions est inférieur à onze dans le cas de certains modèles qui ne permettent de produire que des prévisions à très court terme, soit à un horizon allant de un à deux trimestres après la plus récente publication des chiffres du PIB (Tableau 1).

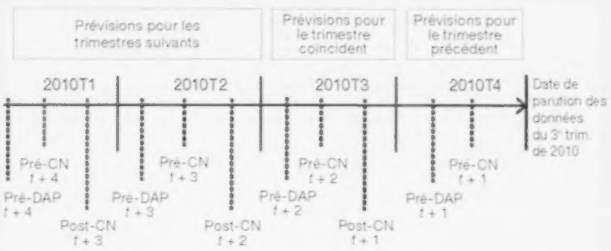
Encadré 1

Chronologie du cycle des prévisions relatives au PIB réel

Afin d'illustrer la chronologie du cycle de prévisions, nous avons indiqué, à la **Figure 1-A**, les dates d'établissement des prévisions de la croissance du PIB réel pour le troisième trimestre de 2010. La première prévision (pré-DAP $t + 4$) a été réalisée en janvier 2010. Étant donné les délais de publication des comptes nationaux (CN), les plus récents chiffres du PIB réel disponibles ce mois-là étaient ceux du troisième trimestre de 2009, d'où l'horizon prévisionnel de quatre trimestres ($t + 4$). La prévision de janvier 2010 coïncidait avec une importante séance d'information tenue par le personnel de la Banque à l'intention de la Haute Direction à l'approche de la date d'annonce préétablie de janvier pour le taux directeur. La prévision suivante s'est déroulée immédiatement avant la parution des chiffres du quatrième trimestre de 2009 sur le PIB réel (pré-CN $t + 4$). Comme cette deuxième prévision tombait à la fin de février, l'horizon prévisionnel était toujours de quatre trimestres. Bien qu'aucune nouvelle information au sujet du PIB réel trimestriel n'ait été publiée entre les prévisions de janvier et de février, de nouvelles données hebdomadaires ou mensuelles étaient disponibles. Les prévisions obtenues pour le troisième trimestre de 2010 pourraient donc varier entre les modèles.

Après la parution des chiffres du quatrième trimestre de 2009 sur le PIB réel, la période d'estimation des modèles a été allongée afin de tenir compte des nouvelles données, et une nouvelle prévision a été générée pour le troisième trimestre de 2010 (post-CN $t + 3$, ce qui équivaut à un horizon prévisionnel de trois trimestres). Cette procédure a été répétée jusqu'à ce que les données du troisième trimestre de 2010 sur le PIB réel soient publiées en novembre.

Figure 1-A : Chronologie des prévisions de la croissance du PIB réel au troisième trimestre de 2010[a]



Les indicateurs de la croissance du PIB réel au 3e trimestre de 2010 se multiplient (l'ensemble d'informations s'enrichit).

Pré-DAP : prévisions produites environ une semaine avant la première date d'annonce préétablie de chaque trimestre

Pré-CN : prévisions qui précèdent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux (CN) sur le PIB réel

Post-CN : prévisions qui suivent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux sur le PIB réel

a. Il s'agit là de la chronologie des prévisions retenue dans le cadre de notre projet de recherche. Dans la réalité, la Banque aurait commencé beaucoup plus tôt à faire des prévisions pour ce trimestre au moyen d'autres méthodes de modélisation; le trimestre en question aurait en effet été englobé dans la période visée par les projections à long terme élaborées au moyen de TOTEM (pour Terms-of-Trade Economic Model). Pour obtenir des précisions, voir le texte de Coletti et Kozicki, à la page 1 de la présente livraison.

Au total, onze prévisions, y compris celles qui précédaient la première date d'annonce préétablie, ont été réalisées pour chaque trimestre, à des horizons s'échelonnant de un à quatre trimestres.

Les combinaisons de prévisions

L'objectif premier de l'exercice de combinaison de prévisions est de déterminer si, et dans quelles conditions, on peut obtenir une qualité prédictive supérieure à celle de modèles isolés pris pour référence. Un second objectif consiste à établir si la qualité prédictive relative des méthodes de combinaison varie en fonction de l'horizon de prévision.

Pour évaluer la précision des prévisions de chacun des modèles et des prévisions combinées, nous recourons à la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision (REQMP), laquelle mesure la différence entre ces prévisions et les valeurs réalisées. Plus la REQMP est petite, plus le pouvoir prédictif est grand ou, autrement dit, plus les prévisions du modèle sont exactes.

La combinaison de prévisions implique l'attribution d'un poids à chaque modèle. La façon dont ces poids sont fixés peut influer sur l'exactitude des prévisions combinées. Des procédés de combinaison plus ou moins sophistiqués ont été élaborés, allant de la moyenne arithmétique simple jusqu'à des méthodes complexes dans lesquelles les pondérations

varient dans le temps[4]. Les méthodes le plus souvent proposées dans la littérature, qui se différencient par l'importance accordée à la qualité des prévisions passées des modèles, sont examinées dans le présent article. L'**Encadré 2** en donne une description technique.

La **méthode de la moyenne simple (MS)**, qui consiste à attribuer un poids égal à toutes les prévisions, présente un avantage important en ce que les coefficients n'ont pas à être estimés statistiquement puisqu'ils dépendent uniquement du nombre de modèles. Diverses études font état de la supériorité de la MS par rapport à des méthodes de pondération plus élaborées, du moins quand les prévisions portent sur la période suivant le trimestre coïncident (Stock et Watson, 1999 et 2004, par exemple). L'imprécision des méthodes statistiques lorsque les poids sont estimés à partir de petits échantillons de données est citée comme étant la cause de ce phénomène. Or on peut démontrer théoriquement que la MS est la méthode optimale si les modèles formant la combinaison ont tous le même pouvoir prédictif (mesuré par la REQMP) et si les corrélations entre les prévisions des modèles pris deux à deux sont identiques[5] (Smith et Wallis, 2009). On comprend donc intuitivement que, lorsque ces conditions sont réunies, la prise en compte de la qualité des prévisions passées et des corrélations entre les prévisions des différents modèles ne suffit pas à compenser l'élément d'imprécision introduit par l'estimation des coefficients de pondération.

Selon d'autres méthodes de combinaison de prévisions, l'attribution de poids aux modèles s'effectue en fonction de leur pouvoir prédictif passé. Dans le cas de la méthode **REQMP-inverse (REQMP-I)**, des poids plus importants sont affectés aux modèles dont les prévisions en échantillon sont plus précises. Quant à la méthode **Rang-inverse (Rang-I)**, elle assigne à chaque modèle une pondération inversement proportionnelle au rang qu'il occupe parmi les modèles classés selon leur pouvoir prédictif sur la période de prévision. Ce type de méthode ne nécessite pas d'estimer les corrélations entre les prévisions des modèles individuels et donne aussi de bons résultats dans la pratique. À titre d'exemple, signalons qu'une étude récente de la Banque de Norvège (Bjørnland et autres, 2012) conclut à la supériorité de la REQMP-I sur la moyenne simple.

Enfin, la **méthode fondée sur l'estimation des poids par les moindres carrés ordinaires** prend en compte non seulement la précision des prévisions passées des modèles, mais aussi la corrélation entre les prévisions des différents modèles. Les poids attribués aux composants de la combinaison selon cette méthode tendent à être plus importants pour les prévisions qui sont à la fois les plus exactes et les moins corrélées aux autres. Bien que cette méthode permette en théorie d'estimer les valeurs optimales des coefficients de pondération (Timmermann, 2006), ceux-ci peuvent quand même être entachés d'un biais, surtout si la taille de l'échantillon est petite[6]. Nous nous intéressons à trois variantes de cette méthode : dans la première, aucune contrainte n'est appliquée aux poids (MCO); dans la deuxième, la somme des coefficients de pondération est égale à un, et ceux-ci peuvent prendre des valeurs négatives (MCOnp); enfin, dans la troisième, la somme des coefficients de pondération est égale à un et ceux-ci doivent être positifs (MCOp).

4 Timmermann (2006) en fait une revue exhaustive.

5 Par exemple, si le coefficient de corrélation entre les prévisions des modèles A et B est égal à 0,7, le coefficient de corrélation entre les prévisions des modèles A et C doit lui aussi être de 0,7, tout comme le coefficient de corrélation entre les prévisions des modèles B et C.

6 Lorsque les observations disponibles sont trop peu nombreuses, il se peut que les estimations perdent en précision, c'est-à-dire qu'elles soient entachées d'un biais.

Encadré 2

Méthodes de combinaison de prévisions

La combinaison de prévisions à l'horizon h, notée y^C_{t+h}, est construite à partir de la moyenne pondérée de N prévisions issues de différents modèles :

$$y^C_{t+h} = w^1 y^1_{t+h} + w^2 y^2_{t+h} + \ldots + w^N y^N_{t+h},$$

où y^i_{t+h} $i = 1, \ldots, N$ est la prévision du modèle i.

Les prévisions établies jusqu'en t entrent dans la détermination des coefficients de pondération. Ceux-ci diffèrent d'une méthode de combinaison à l'autre :

1) Moyenne simple : $w^i = 1/N$

2) REQMP-inverse : $w^i = \frac{REQMP_{i,t+h}^{-1}}{\sum_{j=1}^{N} REQMP_{j,t+h}^{-1}}$, où $REQMP_{i,t+h} = \sqrt{\frac{1}{t}\sum_{\tau=1}^{t}\left(y_{\tau+h} - y^i_{\tau+h}\right)^2}$

3) Rang-inverse : $w^i = \frac{RANG_{i,t+h}^{-1}}{\sum_{j=1}^{N} RANG_{j,t+h}^{-1}}$, où $RANG_{i,t+h} = 1$ si la REQMP du modèle i est la plus faible à l'horizon t; $RANG_{i,t+h} = 2$ si la REQMP du modèle i est la plus faible après celle du modèle occupant le premier rang, etc.

4) Moindres carrés ordinaires : les poids correspondent aux coefficients estimés par les moindres carrés au moyen de l'équation suivante : $y_{t+h} = w^1 y^1_{t+h} + w^2 y^2_{t+h} + \ldots + w^N y^N_{t+h} + \varepsilon_{t+h}$.

La REQMP de chaque combinaison de prévisions pondérées est comparée à celle de trois modèles de référence. Le premier d'entre eux est un modèle autorégressif (AR) simple du taux de croissance trimestriel du PIB réel, où ce taux est prévu uniquement à l'aide de ses valeurs passées. Bien qu'il s'agisse du modèle de référence le plus souvent décrit dans la littérature, il est peu susceptible de produire des prévisions de bonne qualité à des horizons rapprochés du fait qu'il ne s'appuie pas sur les informations à haute fréquence données par les indicateurs mensuels de l'activité économique. Le deuxième est un modèle AR dans lequel la prévision du PIB trimestriel réel aux prix du marché est établie à partir des données mensuelles sur le PIB réel aux prix de base[7]. Le troisième point de comparaison consiste en une stratégie dans laquelle le chercheur sélectionne à chaque période le modèle dont les prévisions ont été les plus précises jusque-là (celui qui a produit la meilleure prévision *ex ante*) et s'en sert comme outil de prévision pour le trimestre suivant.

Résultats

Le **Tableau 2** montre la REQMP aux horizons de prévision de un, deux, trois et quatre trimestres pour chacun des modèles de référence et pour la meilleure combinaison de modèles. Les poids attribués aux modèles sont initialement calculés à partir des données allant du quatrième trimestre

7 Les prix de base n'incluent pas les taxes sur les produits ni les subventions à la production. Sur la base du trimestre, les deux mesures du PIB réel sont fortement corrélées (coefficient de 0,99 pour la période écoulée depuis 2007). Le modèle de référence produit des prévisions du taux de croissance mensuel du PIB réel aux prix de base à partir des valeurs passées de cette grandeur, puis procède à l'agrégation trimestrielle de ces prévisions mensuelles. La prévision trimestrielle obtenue est utilisée comme prévision du taux de croissance trimestriel du PIB réel aux prix du marché.

de 1999 au premier trimestre de 2005. Le pouvoir prédictif des modèles de référence et des combinaisons est ensuite évalué d'après leurs REQMP sur les trimestres restants de la période étudiée, soit du deuxième trimestre de 2005 au deuxième trimestre de 2011.

On constate que plus l'horizon de prévision est lointain, plus les REQMP augmentent, peu importe le modèle ou la combinaison de modèles. Inversement, les prévisions gagnent en précision à l'approche de la date de publication, car on dispose alors de plus d'information.

On note que les combinaisons de modèles présentent une capacité prédictive nettement améliorée par rapport au modèle AR quel que soit l'horizon considéré, et que plus la date de publication des données approche, plus la supériorité relative de la meilleure combinaison s'accroît.

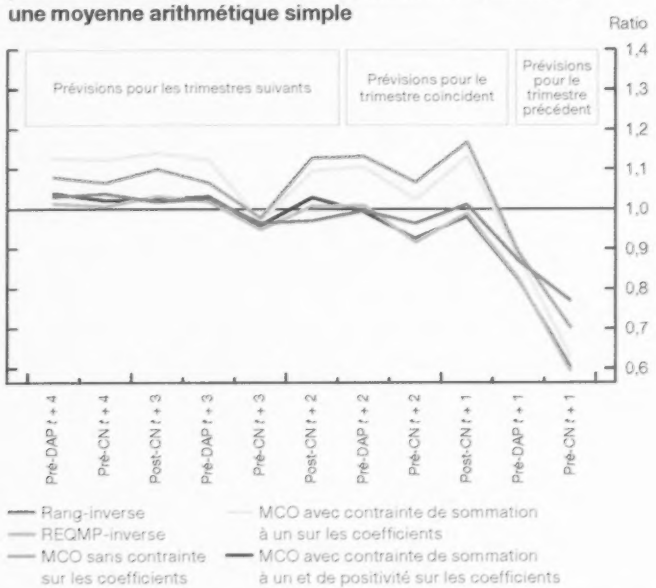
La comparaison de la meilleure combinaison et du modèle AR reposant sur les chiffres mensuels du PIB réel aux prix de base ne porte que sur les prévisions établies pour le trimestre coïncident et pour le trimestre précédent, trimestres pour lesquels les prévisions obtenues au moyen du modèle AR construit sur données trimestrielles sont les moins précises. Dans l'ensemble, la meilleure combinaison surpasse le modèle AR s'appuyant sur des données mensuelles, et le gain de précision augmente à mesure que l'horizon de prévision s'allonge. Toutefois, lorsque la prévision est réalisée juste avant la publication des comptes nationaux pour le trimestre visé, le modèle de référence reposant sur des données mensuelles relatives au PIB réel présente une REQMP légèrement inférieure à celle de la meilleure combinaison. La raison en est que les chiffres du PIB réel aux prix de base des deux premiers mois du trimestre sont alors connus et que leur agrégation à des données de périodicité trimestrielle permet d'obtenir un indicateur très précis du PIB réel aux prix du marché (voir à ce sujet Binette et Chang à la page 4 de la présente livraison).

Tableau 2 : **Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision des modèles de référence et des combinaisons de modèles sur la période considérée (2005T2-2011T2)**

		Modèle de référence			La meilleure combinaison[a]	
Horizon (trimestres)	Moment de la prévision	Modèle AR, données trimestrielles	Modèle AR, données mensuelles	Le meilleur *ex ante*	REQMP	Méthode de combinaison
$t+4$	Pré-DAP	3,92		3,14	2,89	MS
$t+4$	Pré-CN	3,92		3,15	2,91	MS
$t+3$	Post-CN	3,92		2,96	2,75	MS
$t+3$	Pré-DAP	3,60		2,89	2,62	MS
$t+3$	Pré-CN	3,60		2,52	2,46	REQMP-I
$t+2$	Post-CN	3,60		2,38	2,30	RANG-I
$t+2$	Pré-DAP	2,97	4,73	2,31	2,15	RANG-I, MCOp
$t+2$	Pré-CN	2,97	3,08	2,12	1,78	REQMP-I
$t+1$	Post-CN	2,97	1,87	2,19	1,71	MCOp
$t+1$	Pré-DAP	2,90	1,42	1,29	1,27	REQMP-I, MCOp
$t+1$	Pré-CN	2,90	0,68	0,73	0,78	REQMP-I

Pré-DAP : prévisions produites environ une semaine avant la première date d'annonce préétablie de chaque trimestre
Pré-CN : prévisions qui précèdent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux (CN) sur le PIB réel
Post-CN : prévisions qui suivent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux sur le PIB réel
a. Résultats de la combinaison dont la REQMP est la plus petite à l'horizon considéré

Graphique 1 : **Ratio de la REQMP des combinaisons à coefficients de pondération inégaux à celle de la combinaison fondée sur une moyenne arithmétique simple**



Pré-DAP : prévisions produites environ une semaine avant la première date d'annonce préétablie de chaque trimestre
Pré-CN : prévisions qui précèdent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux (CN) sur le PIB réel
Post-CN : prévisions qui suivent immédiatement la publication des chiffres des comptes nationaux sur le PIB réel
Source : calculs de la Banque du Canada

Il ressort de la comparaison de la REQMP du meilleur modèle *ex ante* avec celle de la meilleure combinaison que le recours à un modèle de prévision en particulier se traduit généralement par une diminution de la précision : il est difficile de déterminer d'avance lequel des modèles produira les prévisions les plus justes tout au long du cycle de prévisions, et en choisissant le modèle qui s'est avéré le meilleur jusque-là, on obtient systématiquement de moins bons résultats qu'avec des modèles employés en combinaison.

◂ *En choisissant le modèle qui s'est avéré le meilleur jusque-là, on obtient systématiquement de moins bons résultats qu'avec des modèles employés en combinaison.*

Dans les paragraphes suivants, nous allons comparer les méthodes de combinaison fondées sur le pouvoir prédictif à la moyenne simple, d'application aisée et dont l'efficacité est bien mise en évidence dans la littérature. Le **Graphique 1** illustre, pour chacun des horizons de prévision, le rapport entre la REQMP de chaque méthode de combinaison et celle de la moyenne simple. Un nombre supérieur (inférieur) à un indique que la méthode de combinaison est moins (plus) exacte que la méthode de la moyenne simple (MS).

Examinons d'abord les résultats aux horizons plus éloignés. Conformément aux travaux antérieurs, nous constatons que la MS donne généralement de bons résultats aux horizons de prévision plus lointains, mais que l'amélioration de la qualité prédictive apportée par cette méthode comparativement aux autres n'est pas uniforme. Le gain en précision de la MS par rapport à deux des variantes fondées sur les moindres carrés ordinaires est considérable (le ratio de la REQMP de la variante MCOnp à la REQMP de la moyenne simple atteint 1,14), mais il est plus modeste relativement aux autres méthodes. Ce résultat corrobore les conclusions de précédentes études, à savoir que le biais d'estimation lié à la petite taille de l'échantillon pourrait influer sur la précision des prévisions

obtenues par les méthodes de combinaison qui, comme celle basée sur les MCO, prennent en compte la corrélation des prévisions. Mais ainsi que le montre le **Graphique 1**, ce biais est moins important lorsque l'estimation est soumise à des contraintes — coefficients de pondération supérieurs à zéro et de somme égale à un (MCOp) — ou que des méthodes de combinaison sans estimation des corrélations entre les prévisions (REQMP-I ou Rang-I) sont employées. Parce qu'elles réduisent l'incertitude entourant les estimations des coefficients, ces méthodes de pondération peuvent améliorer la capacité prédictive de la combinaison.

Quand la prévision porte sur le trimestre coïncident ou précédent, les combinaisons issues de l'attribution de poids en fonction du pouvoir prédictif offrent une plus grande précision que celle à poids égaux[8]. L'amélioration est particulièrement notable dans le cas de la prévision pour le trimestre antérieur, comme en témoigne la chute à 0,6 de la REQMP relative de certaines de ces combinaisons (**Graphique 1**). Ainsi que nous l'avons évoqué plus haut, la pondération inégale des modèles offre des avantages substantiels car, à cet horizon, la précision des prévisions diffère beaucoup d'un modèle à l'autre (les REQMP variant de 0,73 à environ 2,79), tout comme les prévisions elles-mêmes de manière générale (la corrélation varie énormément, de 0,2 à 0,87, à l'horizon pré-CN $t + 1$). Par contre, les poids optimaux sont proches de poids d'égale valeur aux horizons plus éloignés, puisque les prévisions des modèles tendent alors vers la moyenne de la croissance du PIB réel et présentent des degrés similaires de corrélation[9].

Quand la prévision porte sur le trimestre coïncident ou précédent, les combinaisons issues de l'attribution de poids en fonction du pouvoir prédictif offrent une plus grande précision que celle à poids égaux.

En somme, les méthodes de combinaison qui ne prennent pas en compte les corrélations entre les erreurs de prévision, en particulier la REQMP-I, sont les plus robustes sur l'ensemble des horizons étant donné qu'elles sont plus précises que la moyenne simple aux horizons rapprochés et au moins aussi précises qu'elle aux horizons plus lointains.

Les méthodes de combinaison qui ne prennent pas en compte les corrélations entre les erreurs de prévision sont les plus robustes sur l'ensemble des horizons.

Conclusion

En combinant les prévisions de plusieurs modèles, on obtient une plus grande capacité prédictive qu'en employant un seul modèle, quel que soit l'horizon de prévision. Aux horizons plus éloignés (trois ou quatre trimestres), la moyenne simple produit des prévisions d'une précision supérieure ou comparable à celle obtenue par des méthodes de pondération plus élaborées, qui prennent en compte la qualité des prévisions passées des modèles. En cela, nos constatations s'inscrivent dans le droit fil de celles des études antérieures.

Toutefois, contrairement à ce qui ressort de la grande majorité des travaux réalisés jusqu'à présent, l'utilisation de poids déterminés d'après le pouvoir prédictif permet d'améliorer considérablement l'exactitude des prévisions aux horizons rapprochés. Il en est ainsi parce que les modèles examinés produisent à ces horizons des prévisions fort contrastées. Les plus précis d'entre eux se voient attribuer un coefficient de pondération plus élevé.

8 À ces horizons plus rapprochés, la précision accrue obtenue par pondération en fonction du pouvoir prédictif compense largement l'incertitude associée au calcul des coefficients de pondération dans les combinaisons REQMP-I ou Rang-I.

9 À l'horizon pré-DAP $t + 4$, par exemple, la différence entre la REQMP la plus petite et la plus grande est de 0,20 et la corrélation entre les prévisions des modèles varie entre 0,87 et 0,99.

La Banque du Canada préconise l'emploi d'un vaste ensemble de modèles dans le cadre d'un dispositif flexible plutôt que le recours à un modèle unique, et nos résultats confirment le bien-fondé de cette approche. Même si la gamme de modèles mise à profit par la Banque évolue, le constat du gain de précision apporté par les combinaisons de prévisions risque fort de résister à l'épreuve du temps.

Une mise en garde s'impose cependant quant à l'interprétation de nos résultats. D'abord, nous n'avons pu rendre compte de l'incidence des révisions de données sur la précision des prévisions, car certains des chiffres en temps réel essentiels à cette analyse n'étaient pas disponibles. En d'autres termes, dans les simulations réalisées à l'aide des modèles, nous avons utilisé la cuvée du deuxième trimestre de 2011 plutôt que les données disponibles au moment où les prévisions ont été établies. Deuxièmement, l'échantillon ayant servi à estimer les modèles et à évaluer les prévisions était de petite taille. La constitution au fil du temps de séries plus longues contribuera à combler cette lacune dans les travaux futurs.

Ouvrages et articles cités

Binette, A., et J. Chang (2013). « CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 4-15.

Bjørnland, H. C., K. Gerdrup, A. S. Jore, C. Smith et L. A. Thorsrud (2012). « Does Forecast Combination Improve Norges Bank Inflation Forecasts? », *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 74, n° 2, p. 163-179.

Coletti, D., et S. Kozicki (2013). « Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 1-3.

Smith, J., et K. F. Wallis (2009). « A Simple Explanation of the Forecast Combination Puzzle », *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, vol. 71, n° 3, p. 331-355.

Stock, J. H., et M. W. Watson (1999). « A Comparison of Linear and Nonlinear Univariate Models for Forecasting Macroeconomic Time Series », *Cointegration, Causality, and Forecasting: A Festschrift in Honour of Clive W. J. Granger*, sous la direction de R. F. Engle et H. White, Oxford, Oxford University Press, p. 1-44.

——— (2004). « Combination Forecasts of Output Growth in a Seven-Country Data Set », *Journal of Forecasting*, vol. 23, n° 6, p. 405-430.

Timmermann, A. (2006). « Forecast Combinations », *Handbook of Economic Forecasting*, sous la direction de G. Elliott, C. W. J. Granger et A. Timmermann, Amsterdam, North-Holland, p. 135-196.

Le suivi des perspectives économiques à court terme des économies étrangères

Russell Barnett et Pierre Guérin, Analyses de l'économie internationale

- Il est primordial d'évaluer les perspectives de croissance des grandes économies que sont les États-Unis, la zone euro, le Japon et la Chine étant donné les liens directs et indirects importants qui unissent celles-ci à l'économie canadienne.
- Les modèles de prévision mis au point pour ces économies tiennent compte du niveau de détail requis pour chacune ainsi que des particularités des données les concernant, notamment en matière de rapidité de diffusion et de volatilité.
- Les prévisions issues de différents modèles sont habituellement combinées de manière à réduire l'incertitude liée à la modélisation, et le jugement des experts est mis à contribution pour y intégrer l'information qui n'apparaît pas directement dans les plus récents indicateurs.

L'état actuel et futur de l'activité économique à l'étranger peut avoir une incidence notable sur la conduite de la politique monétaire au Canada en raison des multiples liens que les échanges commerciaux, les cours des produits de base, le sentiment de confiance et les circuits financiers créent entre notre économie et le reste du monde[1]. Le personnel du département des Analyses de l'économie internationale de la Banque du Canada évalue donc avec soin les perspectives de croissance des grandes économies que sont les États-Unis, la zone euro, le Japon et la Chine[2].

La construction de modèles prévisionnels à court terme (portant sur le trimestre coïncident et celui à venir)[3] pour ces économies comporte de nombreux écueils dus aux délais de publication des statistiques pertinentes, à

1 L'importance des chocs étrangers ressort du fait qu'environ un tiers des variables considérées dans CSI (un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada) sont liées à des indicateurs économiques étrangers, aux prix des produits de base ou aux termes de l'échange du Canada (voir Binette et Chang dans la présente livraison).

2 La Banque surveille aussi l'évolution d'autres économies ou régions et s'affaire actuellement à inclure d'autres grands marchés émergents dans son suivi de la conjoncture économique internationale.

3 Dans leur texte d'introduction (page 1 de la présente livraison), Coletti et Kozicki examinent le rôle des prévisions à court terme dans les projections économiques de la Banque. Macklem (2002) explique comment ces projections, recoupées avec les autres analyses de l'institution et les autres renseignements disponibles, sont prises en considération dans les décisions de politique monétaire au Canada.

La *Revue de la Banque du Canada* paraît quatre fois l'an. Les articles sont soumis à un rigoureux processus d'examen. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et ne traduisent pas nécessairement le point de vue de la Banque. Les articles de la *Revue* peuvent être reproduits ou cités dans la mesure où le nom de la publication ainsi que la livraison d'où sont tirés les renseignements sont mentionnés expressément.

l'utilisation de données potentiellement volatiles et sujettes à des révisions au fil du temps et à la brièveté de la période d'observation de certaines variables. Le niveau de détail que doivent afficher les prévisions entre également en considération. Comme les caractéristiques des données disponibles et les besoins de la Banque en la matière varient selon l'économie examinée, le recours à une approche adaptée à chacune permet d'accroître l'exactitude des prévisions générées. À cette fin, la Banque privilégie donc les modèles de prévision à court terme qui s'accommodent mieux des problèmes et exigences propres à un pays ou à une région.

Dans le présent article, les auteurs exposent la méthode retenue par la Banque pour évaluer les perspectives de croissance à court terme de chacune des quatre grandes économies étrangères que l'institution surveille de près. Ils précisent aussi quels défis ont dicté le choix des approches de modélisation spécifiques à chaque cas. En conclusion, ils proposent des pistes de recherche méritant d'être explorées.

Le suivi de l'économie mondiale

États-Unis

Les États-Unis sont le principal partenaire commercial du Canada, qui y écoule environ 75 % de ses exportations. Ils jouent également un rôle important dans la fixation des cours des produits de base et l'établissement des conditions financières à l'échelle mondiale, deux facteurs qui ont une influence considérable sur la tenue de l'économie canadienne. Par conséquent, il est indispensable d'analyser et de prévoir en détail l'activité aux États-Unis, exigence cruciale pour la production des prévisions à court terme relatives à ce pays. Contrairement aux autres économies dont il sera question plus loin, et pour lesquelles elle s'attache essentiellement à prédire la croissance du PIB global réel et l'inflation, la Banque examine l'économie américaine de manière désagrégée, en formulant des prévisions pour chacune des principales composantes du PIB (consommation, investissements dans le logement, investissements des entreprises, investissements en stocks, dépenses publiques, exportations et importations). Ce niveau de granularité importe : en effet, les prévisions relatives aux exportations canadiennes sont nettement plus précises lorsque le travail d'analyse prend appui sur les composantes du PIB américain (Morel, 2012). Par exemple, la mesure de l'activité économique étrangère de la Banque, qui reflète la composition de la demande d'exportations canadiennes, attribue une pondération bien plus élevée aux investissements des entreprises et aux investissements dans le logement aux États-Unis que ne le justifierait le poids respectif de ces éléments, en termes nominaux, dans le PIB de ce pays[4] (Tableau 1).

◂ *La Banque examine l'économie américaine de manière désagrégée, en formulant des prévisions pour chacune des principales composantes du PIB.*

Tableau 1 : **Importance comparée de certaines composantes dans la mesure de l'activité étrangère et dans le PIB américain**

	Poids dans la mesure de l'activité étrangère	Part nominale au sein du PIB (2012)
Consommation aux États-Unis	0,207	0,686
Investissements dans le logement aux États-Unis	0,175	0,027
Investissements des entreprises aux États-Unis	0,486	0,121

Sources : Bureau d'analyse économique des États-Unis et calculs de la Banque du Canada

4 Cette mesure assigne en outre un poids de 13,2 % au PIB des pays étrangers hors États-Unis.

Bien que nécessaire, ce niveau de détail supérieur est source de difficultés additionnelles pour le personnel de la Banque, étant donné que les prévisions relatives aux diverses composantes du PIB doivent aussi cadrer avec une vision intégrée de la situation économique globale des États-Unis. Tout en veillant à cette exigence de cohérence, les analystes utilisent une combinaison de modèles à correction d'erreurs et de modèles indicateurs (décrits dans l'**Encadré 1**) ainsi que leur propre jugement[5] pour prévoir l'évolution à court terme de la plupart des composantes du PIB américain. Le modèle à correction d'erreurs, qui s'articule autour d'une relation comportementale de long terme, offre à la formulation des prévisions à court terme une assise théorique, particulièrement utile au début du trimestre lorsque les économistes de la Banque disposent encore de peu (ou pas) de données mensuelles. Quant aux modèles indicateurs, ils permettent de tenir compte des données à haute fréquence à mesure que celles-ci sont diffusées pendant le trimestre. La prévision à court terme est habituellement fondée sur une moyenne pondérée des prévisions générées par les différents modèles (modulées en fonction de l'appréciation du personnel), les pondérations étant ajustées au fil de l'arrivée de nouveaux renseignements tout au long du trimestre. Les données récentes font également l'objet de révisions, à la lumière desquelles les analystes doivent réévaluer l'opinion qu'ils se font de la conjoncture économique. On trouvera dans l'**Encadré 2** (p. 33) un exposé des révisions apportées à certains indicateurs.

Voyons, à titre d'exemple, comment est établie la prévision à court terme des dépenses de consommation des ménages américains. Les économistes de la Banque ont découvert qu'en début de trimestre, les modèles indicateurs fournissent peu de nouveaux éléments d'information par rapport au modèle à correction d'erreurs. C'est pourquoi, à ce stade, leur prévision à court terme est essentiellement tirée d'un modèle à correction d'erreurs qui traduit la réaction comportementale de la consommation aux variations du revenu, de la richesse et des taux d'intérêt (Gosselin et Lalonde, 2005). À mesure que le trimestre avance, toutefois, un certain nombre d'indicateurs importants de la consommation qui sont disponibles à intervalles rapprochés deviennent connus, notamment les ventes de véhicules automobiles, le commerce de détail, la confiance des consommateurs et la production d'électricité. Chacune de ces séries trouve son chemin vers au moins un des modèles indicateurs utilisés pour élaborer les prévisions mensuelles et trimestrielles des dépenses de consommation des ménages en termes réels. Ces prévisions reçoivent ensuite une pondération, laquelle vient tempérer le rôle de la prévision issue du modèle à correction d'erreurs. Leur pondération est constamment revue à mesure que paraissent de nouvelles données mensuelles pendant le trimestre. Dans le souci de réduire au minimum les erreurs de prévision, la majeure partie de la pondération finira par être appliquée aux données mensuelles et aux modèles indicateurs, le modèle à correction d'erreurs se voyant relégué au second plan. Comme le montre le **Graphique 1** pour la période allant du deuxième trimestre de 2005 au quatrième trimestre de 2010, les erreurs de prévision de l'un des modèles indicateurs mensuels de la Banque relatifs à la consommation des ménages étaient très inférieures à celles du modèle à correction d'erreurs à la fin de la plupart des trimestres, une fois toutes les statistiques mensuelles publiées[6].

5 La pertinence de l'appréciation des spécialistes dans la formulation de prévisions macroéconomiques est démontrée par Wright (2013), qui constate que le fait d'intégrer aux modèles prévisionnels courants les prédictions d'experts sondés au sujet de l'économie conduit à des gains de précision substantiels.

6 La période comprise entre le deuxième trimestre de 2005 et le quatrième trimestre de 2010 recouvre en gros celles qui ont été retenues par les auteurs des études citées au Tableau 1-A de l'Encadré 1. Durant cette période, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision du modèle indicateur s'est établie à un peu moins de la moitié de celle du modèle à correction d'erreurs.

Encadré 1

Modèles de prévision à court terme utilisés pour le suivi de l'activité économique à l'étranger

La Banque a recours à trois grands types de modèles pour suivre l'évolution des économies étrangères :

1) Modèles à correction d'erreurs : dans ce genre de modèle, les variables économiques sont liées entre elles par une relation comportementale de long terme qui est issue de la théorie économique. La relation est complétée par différentes variables indicatrices destinées à rendre compte de la dynamique à court terme. Les modèles à correction d'erreurs sont particulièrement utiles quand on dispose de peu d'indicateurs mensuels pour le trimestre coincident, de même que lorsque la théorie économique peut fournir une assise solide aux prévisions portant sur le moyen terme.

   Par exemple, le modèle à correction d'erreurs relatif aux dépenses de consommation des ménages américains comporte une relation de long terme inspirée de la théorie économique entre la consommation ($\boldsymbol{C}$), d'une part, et la richesse humaine ($\boldsymbol{RH}$), la richesse immobilière réelle ($\boldsymbol{LOGEMENT}$), la richesse financière réelle ($\boldsymbol{FIN}$) et le taux d'intérêt réel ($\boldsymbol{R}$), d'autre part[1] :

$$lC_t^* = -2{,}47 + 0{,}74 * lRH_t + 0{,}09 * lLOGEMENT_t + 0{,}17 * lFIN_t - 0{,}40 * R_t$$

   Afin de capter une partie des variations à court terme, les taux de croissance de la consommation observés dans le passé ($\boldsymbol{C_{t-i}}$), la croissance attendue du niveau de consommation souhaité ($\boldsymbol{C^*}$), les mouvements du prix du pétrole ($\boldsymbol{PÉTROLE}$) et la progression du revenu disponible réel ($\boldsymbol{YRDR}$) ont été intégrés dans la relation de long terme[2] :

$$dlC_t = \underbrace{0{,}34 * dlC_{t-1} + 0{,}11 * dlC_{t-2} + 0{,}55 * dlC_t^* + 0{,}19 * dlYRDR_t + 0{,}01 * dlPÉTROLE_t}_{\text{Dynamique de court terme}} \underbrace{- 0{,}09 * (lC_{t-1} - lC_{t-1}^*)}_{\text{Correction d'erreurs}}$$

   La relation de long terme influe sur la prévision dynamique à court terme par le truchement du terme de correction d'erreurs de l'équation ci-dessus, qui amène la consommation à se rapprocher de la valeur de long terme justifiée par les facteurs économiques fondamentaux.

2) Modèles factoriels : ces modèles partent du principe que l'information contenue dans un grand nombre de séries d'observations et d'indicateurs peut être résumée au moyen de quelques facteurs représentatifs des tendances sous-jacentes (voir l'Encadré 1 de l'article de Binette et Chang, à la page 6 de la présente livraison).

3) Modèles indicateurs : ces modèles sont plus parcimonieux quant au contenu informatif, car ils ne retiennent qu'un tout petit nombre d'indicateurs pour prévoir la variable visée. Ainsi, on se sert souvent de modèles fondés sur la production industrielle ou sur des indicateurs extraits d'enquêtes d'opinion comme l'indice PMI des directeurs d'achat pour prédire la croissance du PIB. Il est fréquent que les résultats de plusieurs modèles indicateurs soient réunis en une seule prévision.

(suite à la page suivante)

1 Pour en savoir plus, voir Gosselin et Lalonde (2005).

2 Les variables du modèle à correction d'erreurs estimé sont exprimées en niveaux logarithmiques ($\boldsymbol{l}$) et en différences logarithmiques ($\boldsymbol{dl}$).

Encadré 1 (*suite*)

Le **Tableau 1-A** présente une évaluation du pouvoir prédictif des modèles factoriel et indicateur à l'égard de la croissance du PIB de la zone euro, du Japon et de la Chine. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de prévision (REQMP) de ces deux modèles y est rapportée à celle d'un modèle univarié autorégressif. On constate que plus l'horizon prévisionnel se raccourcit, plus le pouvoir prédictif des modèles factoriel et indicateur s'améliore, de façon générale, par rapport à celui du modèle autorégressif. Dans le cas du Japon et de la Chine, la REQMP du modèle factoriel est bien inférieure à celle du modèle indicateur, alors que dans le cas de la zone euro, les deux modèles produisent des prévisions de qualité comparable.

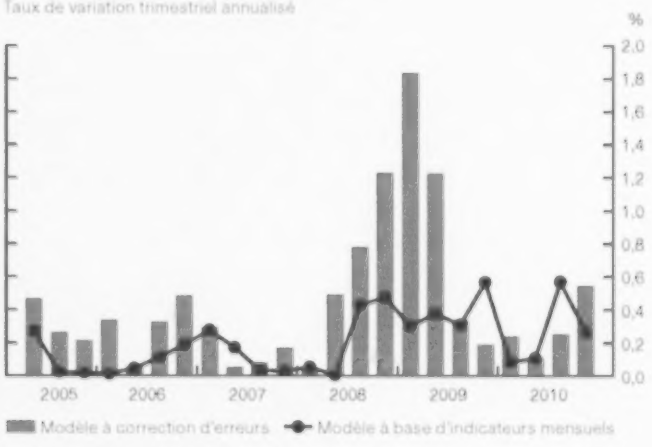
Tableau 1-A : Prévision de la croissance du PIB — ratio de la REQMP des modèles factoriel et indicateur à celle du modèle autorégressif

Horizon de prévision (mois)	0	1	2	3	4	5
Modèle factoriel						
Zone euro	0,58	0,74	0,80	0,79	0,94	0,98
Japon	0,37	0,57	0,81	1,28	1,47	1,12
Chine	0,47	0,55	0,82	0,42	0,52	0,86
Modèle indicateur						
Zone euro	0,64	0,68	0,87	0,88	0,94	0,96
Japon	0,75	0,92	1,30	1,18	1,20	1,24
Chine	0,81	0,82	0,87	0,90	0,90	0,95

Nota : Le tableau indique la REQMP d'un modèle factoriel et la REQMP d'un modèle indicateur rapportées à celle d'un modèle autorégressif (résultats tirés de Lombardi et Maier, 2010, dans le cas de la zone euro; de Godbout et Lombardi, 2012, dans celui du Japon; et de Maier, 2011, pour ce qui est de la Chine). Les périodes couvertes par l'évaluation vont du deuxième trimestre de 2005 au premier trimestre de 2010 (zone euro), du deuxième trimestre de 2006 au deuxième trimestre de 2010 (Japon) et du deuxième trimestre de 2008 au quatrième trimestre de 2010 (Chine). Les prévisions générées à l'horizon $h = \{0, 1, 2\}$ portent sur le trimestre coincident, alors que celles qui ont été produites à l'horizon $h = \{3, 4, 5\}$ concernent le trimestre qui suit. L'indicateur est l'indice composite global des directeurs d'achat (PMI) dans le cas de la zone euro; l'indice PMI du secteur de la fabrication pour le Japon; et l'indicateur de l'autorité monétaire de Hong Kong en ce qui a trait à la Chine. Pour obtenir des précisions sur les modèles, voir les études respectives de ces auteurs.

Graphique 1 : **Erreurs de prévision, en valeur absolue, des modèles relatifs aux dépenses de consommation des ménages américains en fin de trimestre, 2005T2-2010T4**

Taux de variation trimestriel annualisé



Sources : Bureau d'analyse économique des États-Unis et calculs de la Banque du Canada

Dernière observation : 2010T4

Toutes les composantes du PIB réel des États-Unis sont soumises à un cadre d'analyse similaire, bien que les pondérations assignées au modèle à correction d'erreurs et aux modèles indicateurs diffèrent d'une composante à l'autre. Les prévisions à court terme générées pour chaque composante sont regroupées de manière à créer une prévision du PIB global ainsi qu'une prévision de la mesure de l'activité étrangère. Si les économistes de la Banque utilisent sensiblement la même approche pour chaque composante, il importe de souligner qu'il leur arrive à l'occasion d'intervenir, sur la base de leur appréciation de la situation, dans l'établissement de la prévision du modèle. Beaucoup d'événements imprévisibles que les modèles sont incapables d'assimiler en temps réel peuvent survenir; ainsi, l'année 2012 a été marquée par une grave sécheresse, l'ouragan Sandy, en octobre, et une grève des débardeurs dans les ports de Los Angeles et Long Beach. Lorsqu'un événement de cette nature a lieu, les analystes doivent s'appuyer sur leur jugement pour corriger les résultats des modèles utilisés et accroître la fiabilité de la prévision à court terme.

Zone euro

Les outils mis au point pour suivre l'évolution économique dans la zone euro visent à remédier aux délais substantiels de parution d'importants indicateurs de l'économie réelle. À titre d'exemple, les chiffres de la production industrielle et du PIB sont publiés pas moins de 45 jours environ après la fin de la période de référence[7] (Tableau 2). Par comparaison, en Chine et aux États-Unis, les premières estimations du PIB sont communiquées avec un délai de seulement 15 et 30 jours respectivement. Les résultats d'enquêtes d'opinion qui sont disponibles dès la fin du mois, comme l'indice PMI des directeurs d'achat, apportent des renseignements actualisés sur la position dans le cycle conjoncturel; c'est pourquoi la pondération qui leur est attribuée dans la surveillance de l'économie de la zone euro est plus élevée[8].

Les outils mis au point pour suivre l'évolution économique dans la zone euro visent à remédier aux délais substantiels de parution d'importants indicateurs de l'économie réelle.

Les modèles dont se sert la Banque pour le suivi de l'économie européenne s'inspirent des travaux de Lombardi et Maier (2010), qui comparent le pouvoir prédictif de modèles factoriels dynamiques[9] puisant dans une vaste gamme de variables à celui de modèles indicateurs uniquement fondés sur l'indice composite PMI (Encadré 1). Lombardi et Maier constatent que les prévisions générées par le modèle PMI au sujet de la croissance du PIB dans la zone euro durant la Grande Récession de 2008-2009 sont de meilleure qualité que celles issues du modèle factoriel, qui s'avère quant à lui plus précis pour la période 2000-2007. Cette comparaison fait certes ressortir qu'il est bénéfique d'extraire de l'information de sources multiples, mais elle donne aussi à penser que les modèles construits uniquement à partir de données provenant d'enquêtes d'opinion peuvent s'adapter plus prestement

Tableau 2 : **Délais de publication d'indicateurs clés dans les économies étrangères considérées**

	Croissance du PIB				Production industrielle			
	États-Unis	Zone euro	Japon	Chine	États-Unis	Zone euro	Japon	Chine
Délai de publication (en jours)	30	45	45	15	15	45	30	10-15

Sources : Bureau d'analyse économique des États-Unis, Eurostat, Bureau du Cabinet du gouvernement japonais et Bureau national des statistiques de Chine

7 La période de référence est de un trimestre pour le PIB et de un mois pour la production industrielle.

8 Angelini et autres (2011) font aussi valoir l'importance des enquêtes d'opinion dans la formulation des prévisions sur la croissance du PIB dans la zone euro, en raison de la rapidité avec laquelle elles sont publiées.

9 On trouvera une description de ce type de modèle dans Binette et Chang (présente livraison).

à des conditions économiques changeantes. Les modèles factoriels, qui condensent les renseignements tirés d'un grand nombre d'indicateurs (dont certaines variables réelles publiées avec de longs décalages), pourraient mettre plus de temps à réagir à un vif revirement de la conjoncture. On peut en déduire que les pondérations assignées aux divers modèles doivent être ajustées fréquemment, en fonction du jugement d'experts, lorsque les conditions évoluent rapidement.

Japon

Il est plus difficile de prévoir la croissance du PIB du Japon que de celui des autres économies à l'étude en raison de la grande volatilité des agrégats macroéconomiques concernant ce pays, des importantes révisions dont y font l'objet les chiffres publiés (**Encadré 2**) et des chocs notables qui ont frappé l'économie nippone au cours des dernières décennies (voir, notamment, Stock et Watson, 2005). Les modèles factoriels sont souvent jugés préférables comme outils de prévision dans un tel contexte du fait qu'ils englobent l'information contenue dans un vaste éventail d'indicateurs et pourraient ainsi contribuer à atténuer les problèmes associés à la volatilité des données et aux révisions des séries individuelles. Godbout et Lombardi (2012) comparent la qualité prédictive de deux modèles factoriels à celle d'un modèle indicateur basé sur un indice des directeurs d'achat et d'un modèle simple dans lequel la croissance du PIB japonais dépend exclusivement de ses valeurs passées (soit un modèle autorégressif). Ils concluent que les modèles factoriels tendent à produire de meilleures prévisions que chacun de ces autres modèles (**Encadré 1**). Comme on peut le voir au **Graphique 2**, le facteur explicatif le plus important extrait de l'analyse en composantes principales est lié avant tout à la production industrielle, aux exportations réelles, aux données d'enquête (comme l'indice PMI du secteur de la fabrication et les sous-indices connexes relatifs aux nouvelles commandes), à l'activité industrielle ainsi qu'à l'indice PMI de la production manufacturière en Chine[10]. Ces résultats empiriques mettent en lumière le poids du commerce international dans l'économie réelle du Japon et la pertinence de données d'enquête permettant d'en suivre l'évolution.

Il est plus difficile de prévoir la croissance du PIB du Japon en raison de la grande volatilité des agrégats macroéconomiques concernant ce pays, des importantes révisions dont y font l'objet les chiffres publiés et des chocs notables qui ont frappé l'économie nippone au cours des dernières décennies.

Chine

La montée en puissance fulgurante de la Chine sur la scène économique mondiale et, en particulier, l'influence considérable de ce pays sur l'évolution des cours des produits de base (Fonds monétaire international, 2011)[11] ont nécessité la création de nouveaux outils pour résoudre un certain nombre de difficultés que soulève le suivi de son activité économique, telles que la brièveté des séries statistiques et les incohérences entre elles (pour ne citer qu'un exemple, la somme des chiffres trimestriels de la croissance du PIB ne correspond pas toujours, après agrégation, aux chiffres annuels). Les mutations rapides de l'économie chinoise risquent en outre d'engendrer des ruptures structurelles dans les données et de faire ainsi obstacle à la conception de modèles de prévision robustes. Maier (2011) évalue le pouvoir prédictif d'un modèle factoriel et d'un ensemble de modèles indicateurs qui englobe 33 variables différentes. D'après ses résultats, tant les prévisions de la croissance du PIB chinois réalisées à l'aide du modèle factoriel qu'une

La montée en puissance fulgurante de la Chine sur la scène économique mondiale a nécessité la création de nouveaux outils pour résoudre un certain nombre de difficultés que soulève le suivi de son activité économique.

10 Le coefficient de détermination (R^2) fourni au Graphique 2 indique la mesure dans laquelle chacune des séries chronologiques retenues parvient à expliquer les variations du facteur.

11 D'après les estimations des PIB mesurés en parité des pouvoirs d'achat fournies par le FMI, la Chine intervenait pour 14,3 % du PIB mondial en 2011, contre 7,5 % en 2001 et 4,1 % en 1991. De même, la part de la consommation d'énergie primaire de ce pays dans le total mondial s'élevait à 20,1 % en 2011, comparativement à 10,6 % en 2001 et à 7,9 % en 1991, selon les chiffres de l'agence d'information du département américain de l'énergie.

Encadré 2

Volatilité et révisions

La volatilité des données et les révisions dont elles sont l'objet rendent plus ardue l'évaluation de l'état de l'économie. Les tendances économiques fondamentales étant plus difficiles à dégager en présence d'indicateurs macroéconomiques très volatils, il peut sembler opportun de faire davantage appel à une famille particulière de modèles, telle que celle des modèles factoriels. Ces derniers sont souvent perçus comme des outils utiles pour limiter l'incidence de la volatilité des indicateurs. Quant aux révisions que subissent les données, elles compliquent le suivi parce que les données historiques analysées sont teintées d'incertitude.

Le **Tableau 2-A** présente des statistiques concernant la croissance moyenne du PIB trimestriel et de la production industrielle mensuelle aux États-Unis, dans la zone euro et au Japon ainsi que sur la volatilité (écart-type) des données à leur sujet, et ce, pour la période allant du troisième trimestre de 2001 à la fin de 2010. Le tableau fait également état de l'ampleur des révisions apportées aux estimations de la croissance quatre mois, huit mois et seize mois après la période de référence[1]. À l'instar de Giannone et autres (2012), nous nous servons des estimations publiées vingt-quatre mois après la fin de la période de référence comme « vraies » valeurs pour calculer le degré de révision des données.

Trois grands constats se dégagent. Premièrement, la volatilité des chiffres du PIB et de la production industrielle varie d'une région à l'autre, et c'est au Japon que ces deux séries affichent les écarts-types les plus élevés. Deuxièmement, durant la période considérée, la croissance du PIB a tendance à être revue à la baisse aux États-Unis et au Japon, mais à la hausse dans la zone euro. Troisièmement, l'écart-type des révisions apportées aux estimations du PIB du Japon publiées quatre mois après la fin du trimestre est environ quatre fois plus élevé (2,56 %) que celui relatif à la zone euro (0,57 %) et équivaut à plus du double de celui mesuré pour les États-Unis (1,09 %). La production industrielle, qui est calculée mensuellement, fait aussi l'objet d'importantes révisions[2]. Les données d'enquêtes d'opinion telles que l'indice PMI des directeurs d'achat ont l'avantage d'être diffusées plus rapidement et d'être rarement révisées, contrairement aux indicateurs de l'économie réelle (p. ex., la production industrielle)[3].

Tableau 2-A : **Ampleur des révisions apportées aux principaux indicateurs relatifs aux États-Unis, à la zone euro et au Japon**

	Taux de croissance trimestriel annualisé du PIB (données désaisonnalisées)			Taux de variation en glissement annuel de la production industrielle		
	États-Unis	Zone euro	Japon	États-Unis	Zone euro	Japon
Moyenne	2,05	1,01	0,72	-0,01	0,16	0,53
Moyenne des révisions						
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+4}$	-0,30	0,09	-0,57	-0,44	0,13	0,13
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+8}$	-0,23	0,04	-0,32	-0,45	0,10	0,09
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+16}$	-0,23	0,09	-0,38	-0,34	0,02	0,02
Écart-type (volatilité)	2,74	2,61	5,18	5,15	6,32	10,96
Écart-type des révisions						
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+4}$	1,09	0,57	2,56	0,78	0,50	0,83
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+8}$	1,11	0,44	2,36	0,72	0,37	0,67
$Y_{t\|t+24} - Y_{t\|t+16}$	0,73	0,21	1,70	0,77	0,26	0,21

Nota : La méthode suivie par Giannone et autres (2012) a été retenue pour les calculs. Le tableau présente la moyenne et l'écart-type des révisions obtenues en soustrayant $Y_{t|t+i}$ de $Y_{t|t+24}$, où t désigne la période de référence, et $t + i$ ($i = \{4, 8, 16\}$), le nombre de mois écoulés après la fin de celle-ci. La valeur publiée deux ans après la fin de cette période ($Y_{t|t+24}$) est traitée comme la « vraie » valeur; la moyenne et l'écart-type de la série d'observations correspondante sont indiqués à titre de points de comparaison. En ce qui regarde la croissance trimestrielle du PIB, les statistiques portent sur la période 2001T3-2010T4. Dans le cas de la production industrielle, elles concernent la période allant de septembre 2001 à décembre 2010.

Sources : base de données en temps réel de l'Organisation de coopération et de développement économiques, sauf dans le cas de la production industrielle de la zone euro, où la source est la base de données en temps réel de la Banque centrale européenne.

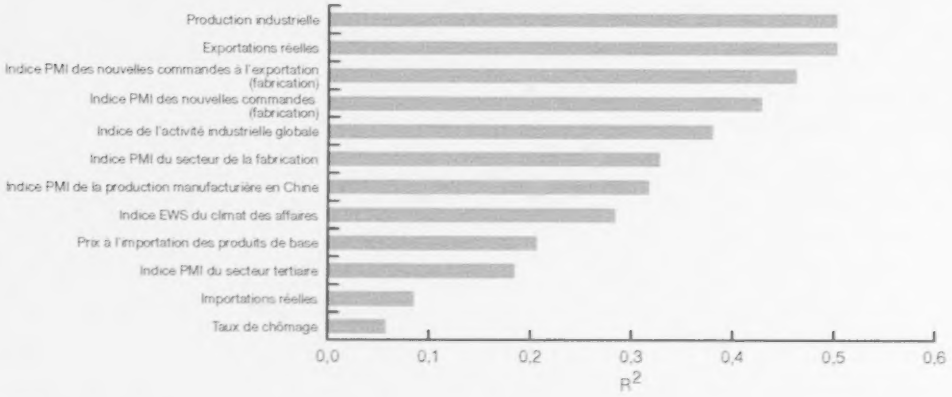
1 L'ampleur des révisions n'est pas mesurée au regard des estimations initiales parce que, dans le cas de la zone euro et du Japon, les séries en question ne sont pas complètes sur l'ensemble de la période étudiée. L'utilisation des cuvées de données disponibles quatre mois, huit mois et seize mois après la fin de la période de référence permet quand même de faire ressortir les tendances générales en matière de révisions.

2 À la différence de ce que l'on observe pour les chiffres de la croissance du PIB, l'écart-type des révisions des estimations de la production industrielle au Japon est comparable ou inférieur à celui calculé pour les États-Unis ou la zone euro.

3 Dans la plupart des cas, la totalité de l'information pertinente est rendue publique au moment de la parution des résultats de l'enquête. Les révisions apportées aux indicateurs de l'économie réelle sont justement imputables, d'ordinaire, au fait que de nouveaux renseignements, plus exacts, sont maintenant connus.

Graphique 2 : **Importance relative de certaines variables dans la prévision de la croissance du PIB réel du Japon**

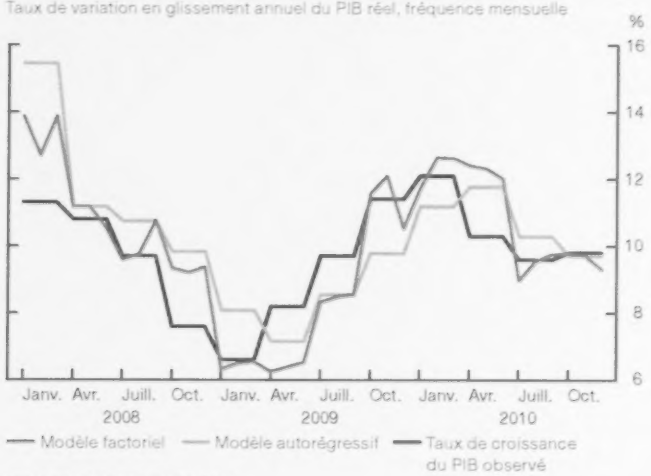
Coefficient de détermination (R^2) liant le facteur à diverses séries chronologiques



Nota : La période d'estimation s'étend d'octobre 2001 à décembre 2010.
Indice PMI : indice des directeurs d'achat; EWS : Economy Watchers Survey
Source : calculs de la Banque du Canada

Graphique 3 : **Comparaison entre le taux de croissance observé du PIB de la Chine et les prévisions issues du modèle factoriel et du modèle autorégressif**

Taux de variation en glissement annuel du PIB réel, fréquence mensuelle



Sources : Bureau national des statistiques de Chine et calculs de la Banque du Canada

Dernière observation : décembre 2010

moyenne pondérée des prévisions issues des modèles indicateurs surclassent nettement celles d'un modèle autorégressif type (**Encadré 1**). En effet, le modèle factoriel parvient à bien reproduire l'évolution de la croissance du PIB chinois au cours du trimestre coïncident (**Graphique 3**). En ce qui concerne les modèles indicateurs, les variables les plus utiles sont la production d'électricité, la production industrielle, l'indice PMI du secteur de la fabrication et les cours des actions en Chine. La qualité des prévisions s'améliore encore lorsque les prévisions du modèle factoriel sont amalgamées à celles des modèles indicateurs. Globalement, les résultats de Maier donnent à penser que la combinaison de méthodes de prévision apporte un gain

de précision significatif, qui s'explique probablement par les importants changements structurels qu'a connus l'économie chinoise depuis quelques décennies. D'autres études ont montré que la combinaison de modèles, avec ou sans pondération, permet d'accroître le pouvoir prédictif[12] (voir l'article de Granziera, Luu et St-Amant, à la page 16 de la présente livraison).

Conclusion

Pour mieux comprendre l'évolution à court terme de l'activité économique à l'étranger, le personnel de la Banque du Canada surveille une foule d'indicateurs, qu'il analyse au moyen d'une large gamme de modèles choisis en fonction de la situation spécifique du pays considéré et du niveau de détail requis. Il peut également juger bon d'intégrer dans la prévision des informations qui ne se reflètent pas directement dans les tout derniers indicateurs disponibles. La Banque s'efforce constamment d'améliorer la précision de ses modèles de prévision à court terme. Parmi les pistes de recherche futures, mentionnons notamment la possibilité de laisser varier dans le temps les paramètres des modèles de suivi pour mieux tenir compte de la forte volatilité de certaines variables macroéconomiques et aussi de présenter des prévisions de densité (la densité est une mesure de l'incertitude entourant la prévision moyenne).

12 À partir des données de six pays industrialisés, Kuzin, Marcellino et Schumacher (2013) établissent qu'en réunissant les prévisions produites pour le trimestre coincident, on aboutit à des prévisions plus stables qu'en sélectionnant à chaque période le modèle qui s'avère le meilleur sur la base de critères d'information statistiques.

Ouvrages et articles cités

Angelini, E., G. Camba-Mendez, D. Giannone, L. Reichlin et G. Rünstler (2011). « Short-Term Forecasts of Euro Area GDP Growth », *The Econometrics Journal*, vol. 14, nº 1, p. C25-C44.

Binette, A., et J. Chang (2013). « CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 4-15.

Coletti, D., et S. Kozicki (2013). « Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 1-3.

Fonds monétaire international (FMI) (2011). *Perspectives de l'économie mondiale : les tensions d'une reprise à deux vitesses – chômage, matières premières et flux de capitaux*, avril.

Giannone, D., J. Henry, M. Lalik et M. Modugno (2012). « An Area-Wide Real-Time Database for the Euro Area », *The Review of Economics and Statistics*, vol. 94, nº 4, p. 1000-1013.

Godbout, C., et M. J. Lombardi (2012). *Short-Term Forecasting of the Japanese Economy Using Factor Models*, document de travail nº 2012-7, Banque du Canada.

Gosselin, M.-A., et R. Lalonde (2005). *MUSE: The Bank of Canada's New Projection Model of the U.S. Economy*, rapport technique nº 96, Banque du Canada.

Granziera, E., C. Luu et P. St-Amant (2013). « L'exactitude des combinaisons de prévisions à court terme », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 16-25.

Kuzin, V., M. Marcellino et C. Schumacher (2013). « Pooling Versus Model Selection for Nowcasting GDP with Many Predictors: Empirical Evidence for Six Industrialized Countries », *Journal of Applied Econometrics*, vol. 28, nº 3, p. 392-411.

Lombardi, M. J., et P. Maier (2010). *"Lean" Versus "Rich" Data Sets: Forecasting During the Great Moderation and the Great Recession*, document de travail nº 2010-37, Banque du Canada.

Macklem, T. (2002). « Les éléments d'information et d'analyse préalables à la prise des décisions de politique monétaire », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 11-19.

Maier, P. (2011). *Mixed Frequency Forecasts for Chinese GDP*, document de travail nº 2011-11, Banque du Canada.

Morel, L. (2012). *A Foreign Activity Measure for Predicting Canadian Exports*, document d'analyse nº 2012-1, Banque du Canada.

Stock, J. H., et M. W. Watson (2005). « Understanding Changes in International Business Cycle Dynamics », *Journal of the European Economic Association*, vol. 3, nº 5, p. 968-1006.

Wright, J. H. (2013). « Evaluating Real-Time VAR Forecasts with an Informative Democratic Prior », *Journal of Applied Econometrics*, vol. 28, nº 5, p. 762-776.

L'analyse des mégadonnées : un nouveau domaine à explorer

Nii Ayi Armah, Analyses de l'économie canadienne

- L'analyse conjoncturelle est extrêmement tributaire des données. Plus celles-ci sont à jour, exactes et pertinentes, meilleure sera l'évaluation de la situation de l'activité économique au moment présent.
- Grâce aux progrès techniques, il est possible d'exploiter les données numériques provenant des transactions commerciales, des médias sociaux et des ordinateurs connectés. Prises ensemble, ces données sont désignées par le terme « mégadonnées ».
- L'analyse des énormes quantités d'informations numériques que renferment les mégadonnées peut apporter un nouvel éclairage au suivi de l'évolution de l'économie et de l'inflation. De plus, la pertinence temporelle des mégadonnées pourrait améliorer la prise de décisions en temps réel dans le cadre de la politique monétaire.
- Les possibilités qu'offrent les mégadonnées sont toutefois limitées par des défis liés à des contraintes méthodologiques, un accès difficile et les préoccupations entourant la protection de la vie privée.

En fournissant une estimation de l'état de l'économie au moment présent, l'analyse conjoncturelle[1] contribue à l'établissement des projections macroéconomiques à long terme de la Banque du Canada, lesquelles éclairent à leur tour les décisions de politique monétaire. Il serait avantageux aux fins de l'analyse conjoncturelle de disposer d'une information complète et immédiatement accessible à propos de chaque transaction économique ou financière effectuée à l'intérieur d'un pays, car cette information faciliterait le calcul d'une mesure exacte et à jour des grands indicateurs macroéconomiques. Malheureusement, un tel ensemble de données idéal n'existe pas. Les données macroéconomiques officielles que préparent les organismes statistiques sont publiées avec un temps de retard et font l'objet de révisions. Ainsi, le produit intérieur brut (PIB), un jeu de données trimestrielles, est rendu public après un délai de deux mois et est révisé pendant les quatre années qui suivent; l'indice des prix à la consommation (IPC), une série mensuelle, n'est quant à lui pas révisé, mais est publié trois semaines après la fin du mois sur lequel il porte.

1 Voir, dans la présente livraison, Coletti et Kozicki pour obtenir des précisions sur le rôle de l'analyse conjoncturelle à l'appui de la politique monétaire.

La *Revue de la Banque du Canada* paraît quatre fois l'an. Les articles sont soumis à un rigoureux processus d'examen. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et ne traduisent pas nécessairement le point de vue de la Banque. Les articles de la *Revue* peuvent être reproduits ou cités dans la mesure où le nom de la publication ainsi que la livraison d'où sont tirés les renseignements sont mentionnés expressément.

Devant ces insuffisances, certains chercheurs ont envisagé de suppléer aux données officielles par des données « officieuses » susceptibles d'être plus actuelles[2]. Un premier essai d'utilisation de ce type de données dans le cadre de l'analyse conjoncturelle a été effectué par Lamont (1997), qui a constaté que le nombre d'occurrences du mot *shortage* (pénurie) dans la presse écrite pouvait être un bon indice pour prévoir l'inflation aux États-Unis. La Banque du Canada se sert aussi de données non officielles pour surveiller l'évolution de l'économie. Par exemple, ses bureaux régionaux recueillent et analysent des renseignements obtenus lors de sondages menés chaque trimestre auprès d'entreprises de différentes régions du pays pour connaître leurs points de vue au sujet de la demande, des pressions s'exerçant sur la capacité de production ainsi que de l'activité économique à venir. Les résultats de ces consultations, qui sont résumés dans l'*Enquête sur les perspectives des entreprises*, fournissent une source d'informations à jour qui enrichit les perspectives tirées des statistiques officielles. À la faveur des progrès techniques, de la prolifération des données numériques et de la diminution des coûts de l'entreposage électronique, un autre type de données non officielles a récemment fait son apparition et prend rapidement de l'expansion : les mégadonnées.

Les mégadonnées sont d'énormes ensembles de données, dont certaines, notamment sur les transactions commerciales, sont consignées depuis longtemps dans les livres de comptes des entreprises sous forme de chiffres de ventes quotidiens ou de volumes des stocks. Depuis un certain temps, les organismes gouvernementaux conservent également une mine de microdonnées administratives. Le coût élevé de l'extraction et de l'organisation de toute cette information a freiné l'exploitation de ces données complémentaires aux fins de l'analyse conjoncturelle. Cependant, grâce à leur numérisation, des sources qui n'existaient autrefois que sur support papier sont maintenant beaucoup plus accessibles et plus faciles à organiser et à analyser. Les données associées aux services d'institutions publiques ou d'organismes d'État offrent une abondance d'informations sur le comportement des citoyens. Par ailleurs, le développement rapide des réseaux informatiques et d'Internet a conduit à l'avènement de nouvelles sources de données comme les médias sociaux et les requêtes sur le Web, ainsi que les paiements électroniques effectués par carte de crédit ou de débit. Du fait de leur omniprésence et de la vitesse à laquelle elles peuvent être collectées, les mégadonnées sont susceptibles de fournir une information plus à jour et détaillée sur les transactions commerciales et financières. Elles pourraient donc être une ressource non officielle supplémentaire et laissent entrevoir des possibilités inexplorées pour faire progresser l'analyse conjoncturelle. Parce qu'elles permettent d'exploiter des volumes gigantesques d'informations numérisées, les mégadonnées offrent de nouvelles connaissances qui présentent un intérêt pour le suivi de l'activité économique et de l'inflation. Leur actualité pourrait enrichir les données officielles afin d'améliorer la prise de décision en temps réel dans le domaine de l'analyse conjoncturelle, en plus de contribuer à l'établissement des statistiques officielles (Daas et van der Loo, 2013).

Le texte qui suit passe en revue les principales caractéristiques des mégadonnées puis présente leurs applications et avantages possibles à l'appui de l'analyse conjoncturelle. Il aborde ensuite les défis qui empêchent de tirer le meilleur parti de ces grands volumes de données, ainsi que les initiatives visant à régler ces difficultés. En conclusion, il donne un aperçu des usages potentiels des mégadonnées aux fins de l'analyse conjoncturelle dans l'avenir.

2 En ce qui concerne les données officielles, un compromis doit être fait entre leur publication en temps opportun et leur exactitude.

Les mégadonnées

Le terme « mégadonnées » désigne de grands ensembles hétérogènes de données numériques, issues des transactions commerciales et des échanges dans les médias sociaux effectués par des milliards de personnes dans le monde.

Le terme « mégadonnées » désigne de grands ensembles hétérogènes de données numériques, issues des transactions commerciales et des échanges dans les médias sociaux.

Les quatre V : volume, variété, vélocité, valeur

Les mégadonnées sont caractérisées par quatre grandes variables : le volume, la variété, la vélocité et la valeur. Leur **volume** est généralement beaucoup plus grand que celui des jeux de données classiques. Manyika et autres (2011) expliquent que, du fait de leur taille, ces masses de données dépassent les capacités de saisie, de stockage, de gestion et d'analyse des outils logiciels habituels des bases de données. L'**Encadré 1** donne une idée de l'ampleur des mégadonnées.

Les différents types d'informations qui constituent les mégadonnées proviennent de sources **variées**. Environ 10 % seulement sont des données structurées (Gens, 2011), c'est-à-dire qui s'inscrivent parfaitement dans les lignes et colonnes des bases de données relationnelles. Pour pouvoir être traitées par les outils de gestion et les entrepôts de données traditionnels et interprétées utilement par les analystes, les données doivent être structurées, comme le sont, par exemple, les données de transaction recueillies par les entreprises auprès de leurs clients, ou encore les séries chronologiques que les organismes statistiques compilent sur divers indicateurs macroéconomiques et financiers. Les données non structurées, qui forment les 90 % restants, comprennent des courriels, des microtextes, des billets Facebook, des informations sur le trafic routier et des données audiovisuelles. Les entrepôts traditionnels ploient sous la charge de ces données et ne sont généralement pas en mesure de les traiter.

La **vélocité** renvoie au fait que les données produites à partir de quelques sources de mégadonnées comme les médias sociaux, les appareils mobiles, les transactions électroniques et les appareils en réseau sont actualisées très rapidement. Cela donne lieu à une avalanche de flux de données face à laquelle la plupart des appareils et logiciels d'analyse traditionnels sont impuissants. Pour extraire de la valeur en temps réel de données générées à grande vitesse, il faut des compétences et des systèmes d'analyse pointus.

Encadré 1

Une ressource colossale

- Dans une étude réalisée en 2011, International Data Corporation (IDC) affirmait que 1,8 zettaoctet (1 800 milliards de gigaoctets) de données serait créé cette année-là (Gantz et Reinsel, 2011), ce qui correspond à la capacité de stockage de 57,5 milliards d'iPads de 32 gigaoctets (EMC^2, 2011).
- Les marques et organisations inscrites à Facebook reçoivent chaque jour 34 722 mentions « J'aime » par minute (Wikibon, 2012).
- IDC estime que, d'ici 2020, le nombre de transactions interentreprises et entre entreprises et consommateurs atteindra 450 milliards par jour (Wikibon, 2012).
- Walmart traite plus d'un million de transactions à l'heure avec ses clients. Celles-ci sont sauvegardées dans des bases de données dont le volume est estimé à plus de 2,5 pétaoctets (2,5 millions de gigaoctets). Le volume de ces données représente 167 fois la bibliothèque du Congrès américain (Talend, 2012).
- En 2011 seulement, l'Association canadienne des paiements (ACP) a traité 6,3 milliards de paiements de détail (ACP, 2012).

L'attribut le plus important des grands volumes de données tient au fait qu'ils permettent de mettre à profit des connaissances et de créer une **valeur** considérable. Combinés à des méthodes d'analyse avancées, ils pourraient apporter un nouvel éclairage sur le comportement des ménages, les attentes des entreprises, la stabilité des marchés financiers et l'activité économique, et ainsi favoriser l'efficience du processus décisionnel. Grâce à ces méthodes, il est possible, par exemple, d'analyser des tendances au sein d'un réseau social (qui peuvent être interreliées de façons extrêmement complexes) afin de déterminer quelle pourrait être leur influence sur les attentes d'inflation des consommateurs ou sur d'autres variables économiques (on trouvera des précisions à ce sujet dans Einav et Levin, 2013).

Combinés à des méthodes d'analyse avancées, les grands volumes de données pourraient apporter un nouvel éclairage sur le comportement des ménages, les attentes des entreprises, la stabilité des marchés financiers et l'activité économique.

Les mégadonnées et l'analyse conjoncturelle : un aperçu de ce que l'avenir nous réserve

Étant donné l'importance que revêt la détention d'informations exactes et à jour sur l'état actuel de l'économie pour les décisions de politique monétaire, les mégadonnées offrent la possibilité d'améliorer l'analyse conjoncturelle en exploitant les données numériques issues des transactions commerciales et en mesurant l'humeur des consommateurs au moyen des médias sociaux et des requêtes sur Internet. Par exemple, en combinant des mégadonnées aux indicateurs mensuels existants, on pourrait anticiper le taux de croissance du PIB avant que les chiffres des comptes nationaux pour un trimestre donné ne soient rendus publics[3].

Un avantage de l'utilisation des mégadonnées est qu'elles permettent de construire des mesures qui évoluent rapidement dans le temps. Au Massachusetts Institute of Technology, les économistes Alberto Cavallo et Roberto Rigobon dirigent une initiative, le Billion Prices Project (BPP)[4], qui porte sur le calcul d'un indice de l'inflation au jour le jour à partir d'un panier de biens continuellement changeant. Les données sur les prix d'un large éventail de produits sont collectées par un logiciel qui parcourt les sites Web des détaillants en ligne[5]. L'indice BPP représente la moyenne des variations de prix individuelles. Cet indice virtuel de l'inflation en temps réel pourrait donner aux responsables des politiques et aux organismes statistiques un aperçu « en direct » des variations de l'inflation au fil du temps. Par exemple, les chiffres recueillis dans le cadre du projet montrent que des entreprises ont commencé à abaisser leurs prix presque immédiatement après la faillite de Lehmann Brothers en septembre 2008, ce qui donne à penser que la demande globale avait fléchi (Surowiecki, 2011). Or la mesure officielle de l'inflation publiée par les organismes statistiques n'a rendu compte de cette pression déflationniste qu'en novembre, au moment de la sortie des données sur l'IPC d'octobre.

Les Canadiens délaissent de plus en plus les moyens de paiement traditionnels comme l'argent comptant ou les chèques au profit de toute une gamme de modes de paiement électronique (Association canadienne des paiements, 2012). L'analyse de ces données électroniques à jour pourrait aider à prévoir l'évolution de l'activité économique et à estimer les révisions dont pourraient faire l'objet les données officielles sur le commerce de détail et la consommation. D'après certains travaux de recherche, il semble que les données des systèmes de paiement se prêtent à l'étude des

3 Binette et Chang (voir l'article page 4) décrivent un outil de prévision qui fait appel à un ensemble de données dont la taille est importante mais inférieure à celle des mégadonnées.

4 On trouvera de l'information sur le projet à l'adresse http://bpp.mit.edu/.

5 Les prix des services ne sont pas compris dans cet ensemble de données.

incidences économiques d'événements occasionnels extrêmes. Galbraith et Tkacz (2013), par exemple, utilisent les données quotidiennes sur les volumes des transactions par carte de débit et les volumes et valeurs des transactions par chèque au Canada pour examiner les répercussions qu'ont eues sur les dépenses de consommation des particuliers les attentats du 11 septembre 2001, l'épidémie du syndrome respiratoire aigu sévère au printemps 2003 et la panne de courant qui a frappé l'Ontario et certaines parties du Nord-Est et du Midwest américains en août 2003. Contrairement à ce que l'on pensait au moment où ces événements se sont produits, les auteurs n'observent que des effets temporaires et peu marqués.

Les mégadonnées pourraient également servir à étudier l'évolution des marchés du travail et du logement. Ces marchés ont été évalués en fonction du nombre de recherches effectuées sur Internet. Choi et Varian (2009) constatent qu'en considérant les requêtes relatives au chômage et au bien-être, on peut améliorer la prévision du nombre de demandes initiales de prestations d'emploi. Askitas et Zimmermann (2009), D'Amuri (2009) ainsi que Suhoy (2009) notent également que les recherches sur Internet peuvent se révéler pertinentes pour prévoir les conditions sur le marché du travail en Allemagne, en Italie et en Israël (respectivement). Selon Choi et Varian (2011) de même que Wu et Brynjolfsson (2009), l'exploitation des requêtes portant sur le domaine du logement permet d'obtenir de meilleurs résultats qu'avec les modèles traditionnels en ce qui concerne la prévision des ventes de maisons aux États-Unis. En outre, les travaux de Webb (2009) font ressortir que la corrélation élevée entre le nombre de requêtes relatives au mot *foreclosure* (saisie immobilière) et le nombre de saisies effectivement réalisées peut jeter les bases d'un système d'alerte avancée pour anticiper les problèmes sur le marché américain du logement.

McLaren et Shanbhogue (2011) évaluent dans quelle mesure les recherches en ligne peuvent aider à prévoir l'activité sur les marchés du travail et du logement au Royaume-Uni. À cette fin, ils spécifient deux modèles distincts dans lesquels la croissance du chômage et celle des prix des maisons sont fonction des taux de croissance enregistrés précédemment. Ils montrent qu'en intégrant les recherches sur Internet à ces modèles, on peut en améliorer les prévisions. Les auteurs soulignent que ces données sont particulièrement utiles pour analyser l'incidence d'événements inattendus comme une fermeture d'usine temporaire, une épidémie ou une grève. Les données d'une enquête sont nécessairement recueillies à partir de questions prédéterminées, tandis que celles qui proviennent des recherches sur Internet sont plus flexibles et se prêtent à l'étude de ces situations particulières.

Enfin, les mégadonnées pourraient concourir à l'élaboration des statistiques officielles. Certains pays européens font d'ailleurs appel aux données scannées au point de vente par les lecteurs de codes-barres pour calculer l'indice des prix à la consommation (IPC). En Norvège, l'organisme statistique utilise ces renseignements pour calculer un sous-indice des prix des aliments et des boissons non alcoolisées (Rodriguez et Haraldsen, 2006). En juin 2002, le Bureau central de la statistique des Pays-Bas a intégré à la préparation de l'IPC les données scannées aux caisses des supermarchés (Schut, 2002), tandis que l'Office fédéral suisse de la statistique a remplacé le relevé traditionnel des prix auprès des détaillants par les données provenant des lecteurs de codes-barres pour calculer ses indices des prix (Müller et autres, 2006).

◂ *Les mégadonnées pourraient concourir à l'élaboration des statistiques officielles.*

Défis et initiatives

Bien que les mégadonnées aient donné lieu jusqu'ici à des innovations concrètes, elles ne sont pas exploitées à leur plein potentiel du fait de plusieurs facteurs, notamment des contraintes méthodologiques, leur difficulté d'accès et certaines préoccupations entourant la protection de la vie privée.

Des contraintes méthodologiques

Malgré les avancées réalisées dans l'élaboration de méthodes permettant de dégager de la valeur des données volumineuses, l'application de ces méthodes à l'analyse conjoncturelle n'en est qu'à ses débuts. En particulier, on ne sait pas encore avec certitude quel est le meilleur moyen de sélectionner, d'organiser et de regrouper des données non structurées de manière à en tirer des indications utiles sur la conjoncture économique, ni quels sont les outils analytiques qu'il faudra développer pour intégrer ces indications aux informations provenant des sources habituelles. En outre, les groupes de population sur lesquels portent les mégadonnées ne sont pas forcément représentatifs de la population visée par les statistiques officielles. Il pourrait être difficile d'évaluer à l'aide des méthodologies standards la représentativité des échantillons de mégadonnées.

Malgré les avancées réalisées dans l'élaboration de méthodes permettant de dégager de la valeur des données volumineuses, l'application de ces méthodes à l'analyse conjoncturelle n'en est qu'à ses débuts.

Un accès limité

Actuellement, les mégadonnées sont en grande partie entreposées dans des silos. Pour en exploiter toutes les potentialités, il faudrait d'abord intégrer les ensembles de données fragmentées afin qu'ils soient facilement et rapidement accessibles aux parties intéressées. L'avènement de l'informatique en nuage a permis de créer des centres de données qui abritent des masses colossales de données en un même endroit. Comme il est très important de regrouper les ensembles de données, plusieurs initiatives sont en cours pour améliorer l'accès aux mégadonnées. Par exemple, en collaboration avec IBM et un consortium de sept universités, les autorités canadiennes et ontariennes ont lancé un nouveau projet de 210 millions de dollars qui prévoit la création d'un centre de recherche et de données, situé en Ontario, dont le but est d'aider les chercheurs en économie et dans les universités à faire appel à une infrastructure infonuagique à haute performance afin de mieux tirer profit des mégadonnées. Aux États-Unis, la Bibliothèque du Congrès américain et Twitter ont signé en 2010 un accord prévoyant de mettre 170 milliards de micromessages archivés à la disposition des chercheurs et d'autres parties intéressées dont les travaux portent sur des sujets allant du suivi des taux de vaccination à la prévision de l'activité sur les marchés boursiers (Osterberg, 2013).

Mégadonnées ou cybersurveillance?

Les données individuelles recueillies au niveau des ménages et des entreprises peuvent fournir des informations pertinentes sur la conjoncture économique du moment. Mais en mettant en lumière des liens cachés entre des éléments d'information apparemment disparates, l'analyse des mégadonnées risque de donner accès à des renseignements personnels que certains jugeraient trop sensibles pour être communiqués. Les motifs présidant à la collecte de ces données et les précautions qui s'imposent sont en train de prendre de l'importance dans les débats sur la vie privée et l'usage approprié des données personnelles. Néanmoins, si les institutions et les particuliers doivent être prudents étant donné le caractère potentiellement intrusif de leurs efforts pour obtenir de grosses quantités d'informations, on peut

difficilement nier que l'analyse des mégadonnées est susceptible de livrer des renseignements précieux sur la croissance économique et d'améliorer l'analyse conjoncturelle. Un cadre réglementaire équilibré est par conséquent nécessaire pour répondre efficacement aux préoccupations entourant la protection de la vie privée et l'utilisation des renseignements personnels, tout en bénéficiant des progrès techniques et du dynamisme d'une économie prospère fondée sur les données.

Un cadre réglementaire équilibré est nécessaire pour répondre efficacement aux préoccupations entourant la protection de la vie privée, tout en bénéficiant des progrès techniques.

Conclusion

Une information fiable au sujet de la situation économique actuelle est un élément important de la conduite de la politique monétaire et comme sur ce plan, les données constituent la principale ressource de l'analyse conjoncturelle, il est primordial qu'elles soient exactes et à jour. Une évaluation plus précise de la conjoncture, en temps réel, peut donner lieu à une meilleure estimation de la vigueur de l'économie et à des prévisions plus justes de la croissance. La numérisation des informations et l'avènement d'Internet ont entraîné une hausse exponentielle des volumes de données disponibles et aussi créé de nouvelles sources viables. De façon pratique, ces avancées permettent notamment de construire rapidement des mesures de prix à partir des prix de vente au détail affichés en ligne, d'exploiter les données relatives aux paiements électroniques à l'appui des prévisions économiques et d'utiliser les recherches sur Internet pour évaluer la situation des marchés du travail et du logement. Mais tirer parti de toutes les possibilités de cette abondance de données présente des défis. Si certains progrès ont été accomplis pour dégager de la valeur de ces données à l'aide de méthodes d'analyse traditionnelles, l'utilisation des mégadonnées aux fins de l'analyse conjoncturelle ne fait que commencer.

Ouvrages et articles cités

Askitas, N., et K. F. Zimmermann (2009). « Google Econometrics and Unemployment Forecasting », *Applied Economics Quarterly*, vol. 55, n° 2, p. 107-120.

Association canadienne des paiements (2012). *Examen des méthodes de paiement et des tendances des paiements au Canada*, octobre.

Binette, A., et J. Chang (2013). « CSI : un modèle de suivi de la croissance à court terme du PIB réel du Canada », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 4-15.

Choi, H., et H. Varian (2009). *Predicting Initial Claims for Unemployment Benefits*, Google Inc., 5 juillet. Internet : http://static.googleusercontent.com/external_content/untrusted_dlcp/research.google.com/fr//archive/papers/initialclaimsUS.pdf.

——— (2011). *Predicting the Present with Google Trends*, Google Inc., 18 décembre. Internet : http://people.ischool.berkeley.edu/~hal/Papers/2011/ptp.pdf.

Coletti, D., et S. Kozicki (2013). « Introduction : les outils utilisés à la Banque du Canada pour l'analyse de la conjoncture », *Revue de la Banque du Canada*, été, p. 1-3.

Daas, P., et M. van der Loo (2013). *Big Data (and Official Statistics)*, Statistics Netherlands. Document de travail présenté à la réunion sur la gestion des systèmes d'information statistique (MSIS 2013) tenue à Paris et Bangkok, 23-25 avril.

D'Amuri, F. (2009). *Predicting Unemployment in Short Samples with Internet Job Search Query Data*, document n° 18403, Munich Personal RePEc Archive.

Einav, L., et J. D. Levin (2013). *The Data Revolution and Economic Analysis*, document de travail n° 19035, National Bureau of Economic Research.

EMC² (2011). *Le Monde n'est que « Big Data » : les données mondiales vont plus que doubler tous les deux ans et devraient atteindre 1,8 zettaoctets en 2011, selon la nouvelle étude IDC-EMC*, communiqué, 28 juin.

Galbraith, J. W., et G. Tkacz (2013). « Analyzing Economic Effects of September 11 and Other Extreme Events Using Debit and Payments System Data », *Analyse de politiques*, vol. 39, n° 1, p. 119-134.

Gantz, J., et D. Reinsel (2011). *Extracting Value from Chaos*, International Data Corporation (IDC) Digital Universe. Internet : http://www.emc.com/leadership/programs/digital-universe.htm.

Gens, F. (2011). *IDC Predictions 2012: Competing for 2020*, IDC Analyze the Future, décembre. Internet : http://cdn.idc.com/research/Predictions12/Main/downloads/IDCTOP10Predictions2012.pdf.

Lamont, O. (1997). « Do "Shortages" Cause Inflation? », *Reducing Inflation: Motivation and Strategy*, sous la direction de C. D. Romer et D. H. Romer, Chicago, University of Chicago Press, p. 281-306.

Manyika, J., M. Chui, B. Brown, J. Bughin, R. Dobbs, C. Roxburgh et A. Hung Byers (2011). *Big Data: The Next Frontier for Innovation, Competition and Productivity*, McKinsey Global Institute, mai.

McLaren, N., et R. Shanbhogue (2011). « Using Internet Search Data as Economic Indicators », *Quarterly Bulletin*, Banque d'Angleterre, deuxième trimestre, p. 134-140.

Müller, R., H. M. Herren, S. Röthlisberger et C. Becker Vermeulen (2006). *Recent Developments in the Swiss CPI: Scanner Data, Telecommunications and Health Price Collection*, Office fédéral de la statistique de la Suisse. Étude présentée à la neuvième réunion du Groupe d'Ottawa, Londres, 14-16 mai.

Osterberg, G. (2013). *Update on the Twitter Archive at the Library of Congress*, blogue de la Bibliothèque du Congrès des États-Unis, 4 janvier.

Rodriguez, J., et F. Haraldsen (2006). « The Use of Scanner Data in the Norwegian CPI: The "New" Index for Food and Non-Alcoholic Beverages », *Economic Survey*, n° 4, p. 21-28.

Schut, C. (dir.) (2002). *Gebruik van Scannerdata van Supermarkten in de Consumentenprijsindex*, Statistics Netherlands, 4 juillet.

Suhoy, T. (2009). *Query Indices and a 2008 Downturn: Israeli Data*, document d'analyse n° 2009-06, Banque d'Israël.

Surowiecki, J. (2011). « A Billion Prices Now », *The New Yorker*, 30 mai.

Talend (2012). *How Big is Big Data Adoption?* Résultats d'enquête. Internet : http://info.talend.com/rs/talend/images/WP_EN_BD_Talend_SurveyResults_BigDataAdoption.pdf.

Webb, G. K. (2009). « Internet Search Statistics as a Source of Business Intelligence: Searches on Foreclosure as an Estimate of Actual Home Foreclosures », *Issues in Information Systems*, vol. 10, n° 2, p. 82-87.

Wikibon (2012). *A Comprehensive List of Big Data Statistics*, blogue, 1er août. Internet : http://wikibon.org/blog/big-data-statistics/.

Wu, L., et E. Brynjolfsson (2009). *The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales*, Sloan School of Management, Massachusetts Institute of Technology.